



Politechnika Wrocławska

DZIEDZINA: nauki inżynieryjno-techniczne

DYSCYPLINA: automatyka, elektronika, elektrotechnika i technologie kosmiczne

ROZPRAWA DOKTORSKA

**Metodologie akwizycji, przetwarzania i analizy
optycznych danych hiperspektralnych
w aplikacjach przemysłowych, kosmicznych,
górnictw i rolniczych**

mgr inż. Jędrzej Kowalewski

Promotor:

prof. dr hab. inż. Jarosław Domaradzki

Słowa kluczowe: obrazowanie spektralne, akwizycja danych, dane hiperspektralne

WROCŁAW 2025

Pracę dedykuję wszystkim tym, którzy w najciemniejszą noc
wypatrują światła gwiazd.

Dziękuję prof. dr hab. inż. Jarosławowi Domaradzkiemu za niezliczoną
liczbę poświęconych dla mnie godzin oraz za możliwości rozwoju
i zdobywania doświadczenia badawczego.

Dziękuję Magdzie, Łucji, Lidii i Olgierdowi za całe wsparcie
i wyrozumiałość przy tworzeniu niniejszej pracy doktorskiej.

Dziękuję również Marii i Stanisławowi za możliwość badania świata,
a Piotrowi i Krzysztofowi za nadanie temu zwrotu i kierunku.

STRESZCZENIE

Niniejsza rozprawa doktorska przedstawia holistyczny opis metod akwizycji oraz przetwarzania i analizy danych spektralnych w wybranych aplikacjach przemysłowych i naukowych wraz z propozycją autorskiej metodologii obrazowania i przetwarzania danych w zależności od aplikacji. Problem badawczy dotyczył weryfikacji postawionej w rozprawie hipotezy badawczej:

„Systemy hiperspektralne o uproszczonej konstrukcji optycznej i znacząco zredukowanej liczbie kanałów spektralnych, mogą realizować większość podstawowych zadań klasyfikacji i identyfikacji obiektów ze skutecznością porównywalną do klasycznych systemów hiperspektralnych o wysokiej liczbie kanałów spektralnych, pod warunkiem optymalnego doboru pasm i wykorzystania zaawansowanych metod przetwarzania danych”.

Weryfikacja hipotezy badawczej wymagała wykonania szeregu badań i analiz, w tym szczegółowej analizy mocnych i słabych stron a także zakresu stosowania dotychczas opracowanych technik realizacji obrazowania multi- (MSI) i hiperspektralnego (HSI). Pozwoliło to wskazać kluczowe etapy w łańcuchu akwizycji i przetwarzania danych. Do jednych z nich należą sposoby filtracji kanałów spektralnych, w których wykorzystywane są takie elementy optyczne, jak siatki dyfrakcyjne, pryzmaty oraz filtry Fabry-Perot, czy filtry gradientowe (LVF). Wykonane badania oraz opracowane zestawienie charakterystyk przestrzenno-spektralnych wybranych elementów filtracyjnych, dostarczyły informacji na temat optymalnego doboru kluczowych komponentów systemów obrazujących ze względu na docelową aplikację (np. w rolnictwie, czy w sortowni odpadów). Kolejny kluczowy etap analizowany w pracy dotyczył wydajności algorytmów przetwarzania i analizy danych (HSI).

Na podstawie wykonanych badań, opracowana została autorska metoda syntezy układów obrazowania spektralnego ze zredukowaną zaledwie do kilku liczbą kluczowych kanałów spektralnych. Wykonane prace pozwoliły potwierdzić słuszność postawionej hipotezy, jak również nakreślić obszary dalszego rozwoju w kierunku szerszego wykorzystania i upowszechnienia metod obrazowania spektralnego w technice. Wyniki zrealizowanej rozprawy powstały we współpracy oraz zostały wdrożone w firmie Scanway S.A. w ramach projektu Doktorat Wdrożeniowy Edycja V (nr umowy DWD/5/0280/2021).

ABSTRACT

This doctoral dissertation presents holistic description of acquisition methods and processing and analysis of spectral data in selected industrial and scientific applications, along with a proposal of the author's application-specific imaging and processing methodology. Verification of the research hypothesis established in the dissertation:

"Hyperspectral systems with a simplified optical design and a significantly reduced number of spectral channels can perform most of the basic tasks of object classification and identification with an efficiency comparable to classical hyperspectral systems with a high number of spectral channels, provided that the bands are optimally selected and advanced data processing methods are used"

required to carry out a series of studies and analyses, including a detailed analysis of the strengths and weaknesses and also the scope of application of the techniques developed so far for the implementation of multi- (MSI) and hyperspectral imaging (HSI). This made it possible to draw conclusions and identify key steps in the chain of data acquisition and processing. Among them are the ways of filtering spectral channels, in which such optical elements as diffraction gratings, prisms and Fabry-Perot filters or gradient (linear variable) filters (LVF) are used. The research performed and the compilation of spatial-spectral characteristics of the filter elements studied, provided information on the optimal selection of key components of imaging systems due to the target application (e.g. in agriculture or in waste sorting facility). Another key stage analyzed in the work was the performance testing of data processing and analysis (HSI) algorithms.

As a result of the research performed, an original method was developed for the synthesis of spectral imaging systems with reduced to only a few, key spectral channels. The work performed made it possible to verify stated hypothesis, as well as to outline areas for further development in the direction of wider use and dissemination of spectral imaging methods in technology. The results of the completed dissertation were created in cooperation with and implemented at Scanway S.A. within the framework of the project Implementation Doctorate Edition V (contract number DWD/5/0280/2021).

Spis treści

SPIS NAJWAŻNIEJSZYCH SKRÓTÓW I AKRONIMÓW	11
1. WSTĘP	13
1.1. Motywacja do powstania pracy i wyzwania	13
1.2. Hipoteza badawcza i cele pracy	14
1.3. Struktura pracy doktorskiej	15
2. OBRAZOWANIE W NAUCE I TECHNICE	16
2.1. Ludzkie zmysły a obrazowanie hiperspektralne	16
2.2. Ewolucja technik obrazowania	18
2.3. Możliwości systemów obrazujących w metrologii i automatyzacji	24
2.4. Przegląd wybranych zastosowań	27
2.4.1. Sektor produkcyjny	28
2.4.2. Sektor obronny	29
2.4.3. Sektor kosmiczny	30
2.4.4. Sektor górniczy	32
2.4.5. Sektor rolniczy	33
3. SYSTEMY MULTI I HIPERSPEKTRALNE	34
3.1. Podział systemów obrazowania spektralnego	34
3.2. Podział technik akwizycji obrazu w systemach obrazowania multi i hiperspektralnego	37
3.3. Nowatorskie metody akwizycji obrazu hiperspektralnego	43
3.4. Dobór techniki akwizycji i projekcji spektralnej w zależności od zastosowania	45
3.5. Rodzaje sensorów stosowanych w systemach obrazujących	49
3.6. Przegląd aktualnych wyzwań technologicznych	56
4. APLIKACJE WYKORZYSTUJĄCE OBRAZOWANIE MULTI I HIPERSPEKTRALNE	58
4.1. Aplikacje w przemyśle wytwórczym	58
4.2. Aplikacje kosmiczne	60
4.3. Aplikacje górnicze	63
4.4. Aplikacje rolnicze	66
5. TECHNIKI PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HSI	69
5.1. Podstawowe wymagania stawiane systemom przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych	69

5.2. Łańcuch przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych	69
5.3. Metody przetwarzania i analizy danych spektralnych	74
5.3.1. Przetwarzanie wstępne	74
5.3.2. Redukcja wymiarowości	75
5.3.3. Metody analizy danych spektralnych	78
5.4. Porównanie technik przetwarzania i analizy danych spektralnych	84
6. BADANIA ELEMENTÓW FILTRUJĄCYCH ŚWIATŁO STOSOWANYCH W AKWIZYCJI DANYCH SPEKTRALNYCH	87
6.1. Elementy filtrujące jako kluczowy element instrumentów HSI	87
6.2. Przyjęta metodologia badawcza	88
6.3. Opracowane stanowiska badawcze	89
6.4. Wyniki badania elementów dyspersyjnych	95
6.5. Wyniki badania elementów dyfrakcyjnych	98
6.6. Wyniki badania elementów interferencyjnych	104
6.7. Porównanie wyników badań, wnioski oraz optymalne zastosowanie poszczególnych elementów filtrujących	109
7. BADANIA METOD PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HSI	112
7.1. Definicja problemu badawczego	112
7.2. Dane wykorzystane w badaniach	113
7.3. Wyniki badania wydajności i skuteczności przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych	119
7.3.1. Przyjęta metodologia badawcza	119
7.3.2. Macierz eksperymentów	120
7.3.3. Stanowisko badawcze	122
7.3.4. Wyniki eksperymentów	122
7.3.5. Porównanie skuteczności różnych metod redukcji wymiarowej	132
7.3.6. Porównanie wydajności różnych metod redukcji wymiarowej	139
7.4. Wnioski	142
8. SYNTEZA UPROSZCZONYCH UKŁADÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO	143
8.1. Motywacja do realizacji uproszczonych układów obrazowania spektralnego	143
8.2. Opis proponowanej algorytmiki i architektury rozwiązania	144
8.3. Analiza dystrybucji wag nadawanych kanałom spektralnym w procesach redukcji wymiarowości i klasyfikacji	146
8.4. Analiza wpływu liczby wybranych kluczowych pasm spektralnych na skuteczność klasyfikacji	149
8.5. Analiza wpływu szerokości okna kanału spektralnego na skuteczność klasyfikacji	156

8.6. Metoda syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego	159
8.7. Weryfikacja wdrożeniowa metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego	161
9. PODSUMOWANIE	167
SPIS LITERATURY	171
DOROBK NAUKOWY AUTORA	179

SPIS NAJWAŻNIEJSZYCH SKRÓTÓW I AKRONIMÓW

- AI - (*Artificial Intelligence*) sztuczna inteligencja
- ASIC - (*Application-Specific Integrated Circuit*) układ scalony o specjalnym przeznaczeniu
- CCD - (*Charge-Coupled Device*) urządzenie z ładunkiem sprzężonym (matryca CCD)
- CMOS - (*Complementary Metal-Oxide-Semiconductor*) technologia wytwarzania układów scalonych (matryca CMOS)
- CPU - (*Central Processing Unit*) jednostka centralna / procesor
- DL - (*Deep Learning*) uczenie głębokie
- FP - (*Focal Plane*) płaszczyzna ogniskowa
- FPGA - (*Field-Programmable Gate Array*) programowalna macierz bramek logicznych
- FPS - (*Frames Per Second*) liczba klatek na sekundę
- FWHM - (*Full Width at Half Maximum*) szerokość połówkowa piku (w połowie wysokości)
- GMM - (*Gaussian Mixture Model*) model mieszanki rozkładów Gaussa
- GPU - (*Graphics Processing Unit*) procesor graficzny
- HSI - (*HyperSpectral Imaging / HyperSpectral Instrument*) obrazowanie hiperspektralne / instrument hiperspektralny
- IoU - (*Intersection over Union*) miara nakładania się obszarów (przecięcie przez sumę)
- LDA - (*Linear Discriminant Analysis*) liniowa analiza dyskryminacyjna
- LPS - (*Lines Per Second*) liczba linii na sekundę
- LWIR - (*Long-Wave InfraRed*) daleka podczerwień
- ML - (*Machine Learning*) uczenie maszynowe
- MSI - (*MultiSpectral Imaging / MultiSpectral Instrument*) obrazowanie multispektralne / instrument multispektralny
- MV - (*Machine Vision*) wizja maszynowa
- MWIR - (*Mid-Wave InfraRed*) średnia podczerwień
- NIR - (*Near InfraRed*) bliska podczerwień
- PCA - (*Principal Component Analysis*) analiza głównych składowych
- RF - (*Random Forest*) losowy las (algorytm uczenia maszynowego)
- SMC - (*Spectral Mixture Classification*) klasyfikacja mieszanin spektralnych
- SWIR - (*Short-Wave InfraRed*) krótka podczerwień
- VIS - (*Visible Spectrum*) światło widzialne / widmo widzialne

1. WSTĘP

Wzrok, bardziej niż jakikolwiek inny zmysł dostarcza człowiekowi informacji na temat otaczającego świata, jego natury, kształtu i barw. Choć wydawać by się mogło, że oczy to instrument doskonały, rejestrujący rzeczywistość z dużą dokładnością, w istocie są one obarczone szeregiem niedoskonałości. Jedną z największych niedoskonałości jest skłonność zmysłu wzroku do tworzenia wrażenia, że wszystkie barwy można odwzorować mieszaniną trzech barw podstawowych. Rzeczywistość jest jednak bardziej skomplikowana. Niniejsza praca doktorska zgłębia techniki obserwacji hiperspektralnej, która bardziej niż jakakolwiek inna metoda rejestracji, otwiera przed nami możliwość pozyskania nowych, niedostępnych wcześniej informacji o materiale, strukturze i właściwościach obserwowanych obiektów, umożliwiając tym samym głębsze i bardziej obiektywne poznanie i zrozumienie rzeczywistości.

1.1. MOTYWACJA DO POWSTANIA PRACY I WYZWANIA

Obecnie systemy obrazowania hiperspektralnego, głównie ze względu na stosunkowo wysoką cenę, wykorzystywane są w ograniczonym zakresie. Chociaż przewiduje się, że upowszechnienie tego rodzaju technik w coraz szerszych i coraz bardziej codziennych zastosowaniach jest już tylko kwestią czasu, wciąż istnieje kilka istotnych barier stojących na drodze do takiego stanu rzeczy.

Obecnie instrumenty hiperspektralne (HSI) są wykorzystywane głównie tam, gdzie ich wysoka cena skompensowana może być przez zwrot z inwestycji lub gdzie występuje wyzwanie badawcze trudne do zastąpienia innymi technikami. W związku z tym systemy HSI znajdują obecnie zastosowanie głównie w przemyśle, górnictwie, medycynie, badaniach Ziemi i klimatu oraz w badaniach innych planet. Obniżenie ceny oraz redukcja wyzwań stojących przed implementacją tego typu rozwiązań, pomogłyby upowszechnić kamery hiperspektralne w dziedzinach i biznesach niskomarżowych, jak np. we wczesnym sortowaniu odpadów (np. na poziomie kontenerów na odpady), w branży spożywczej (np. podręczne wykrywacze patogenów), w motoryzacji (np. rozpoznawanie obiektów przed pojazdem), w aplikacjach konsumenckich (np. kamery HSI w smartfonach) oraz w małych gospodarstwach rolnych (np. HSI instalowane na plantacjach i maszynach rolniczych w celu oceny dojrzałości plonów i identyfikacji patogenów).

Kluczowe bariery powstrzymujące upowszechnienie technik obserwacji spektralnej łączą w sobie zarówno aspekty ekonomiczne jak i techniczne. Są to przede wszystkim:

- wysoka cena kamery HSI, wynikająca z faktu dużego skomplikowania każdej z technik akwizycji obrazowania hiperspektralnego,
- obszerny strumień danych pochodzący z obrazowania hiperspektralnego, wynikający z mnogości kanałów spektralnych,
- wymóg dużej mocy obliczeniowej urządzenia obsługującego kamerę HSI z uwagi na wielowymiarowy charakter danych,
- wyzwania radiometryczne powodowane małą szerokością kanałów spektralnych, co przekłada się na małą liczbę fotonów padających na piksele oraz konieczność obrazowania w pełnym słońcu lub z wykorzystaniem dodatkowych oświetlaczy przemysłowych,
- wymóg ruchu kamery względem obserwowanego obiektu w trakcie akwizycji, co w przypadku większości kamer HSI dostępnych na rynku, wyklucza stosowanie typu podręcznego (*handheld*).

Znalezienie rozwiązań dla tych wyzwań, może przyczynić się do przyspieszenia rozwoju i zastosowania technik obrazowania multispektralnego oraz hiperspektralnego. W tym celu, konieczne jest:

- holistyczne podejście do tematyki wyzwań systemów HSI,
- analiza wad i zalet wszystkich odmian komponentów składowych,
- poszukiwanie uproszczeń związanych z zawężaniem zastosowań aplikacyjnych.

Działania te oraz ich możliwe rezultaty, stanowią właśnie podstawę motywacji do realizacji niniejszej rozprawy doktorskiej.

1.2. HIPOTEZA BADAWCZA I CELE PRACY

Niniejsza praca ma na celu znalezienie rozwiązań i metodologii akwizycji, przetwarzania i analizy w obrazowaniu hiperspektralnym, które pozwolą na wzrost liczby zastosowań i implementacji instrumentów HSI. Kluczowa hipoteza badawcza w niniejszej pracy to:

„Systemy hiperspektralne o uproszczonej konstrukcji optycznej i znacząco zredukowanej liczbie kanałów spektralnych, mogą realizować większość podstawowych zadań klasyfikacji i identyfikacji obiektów ze skutecznością porównywalną do klasycznych systemów hiperspektralnych o wysokiej liczbie kanałów spektralnych, pod warunkiem optymalnego doboru pasm i wykorzystania zaawansowanych metod przetwarzania danych”.

Zweryfikowanie postawionej hipotezy wymagało realizacji szeregu takich celów, jak:

1. Opracowanie studium literaturowego pod kątem stosowanych obecnie technik akwizycji, przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych.
2. Przegląd literatury pod kątem zastosowań i aplikacji wykorzystujących akwizycję, przetwarzanie i analizę danych hiperspektralnych.
3. Wykonanie badań właściwości i parametrów kluczowych elementów kamer hiperspektralnych.
4. Porównanie różnych metod przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych wraz z weryfikacją ich skuteczności i wydajności.
5. Zaprojektowanie uproszczonej architektury układów obrazowania hiperspektralnego.
6. Weryfikacja skuteczności uproszczonych układów obrazowania hiperspektralnego.

1.3. STRUKTURA PRACY DOKTORSKIEJ

Opis realizacji przedstawionych w rozdziale 1.2 celów zawarty został w kolejnych rozdziałach pracy. W szczególności rozdział 2 opisuje metody obrazowania w nauce i technice wraz z przedstawieniem możliwości zastosowania tego rodzaju systemów w metrologii oraz przykładami wybranych rozwiązań. Rozdział 3 to studium systemów multi i hiperspektralnych. Zawiera on zarówno definicję podziału systemów MSI i HSI, jak i opis ewolucji i rodzajów technik akwizycji multi i hiperspektralnej wraz z przykładami nowatorskich rozwiązań. Z kolei rozdział 4 zawiera opis obszarów zastosowań obrazowania MSI i HSI. Rozdział 5 poświęcony został na wprowadzenie literaturowych definicji podstawowych i bardziej zaawansowanych technik przetwarzania obrazu, stanowiących łańcuch przetwarzania danych.

Druga część niniejszej pracy doktorskiej, to część wdrożeniowa. W rozdziale 6 zamieszczono uzyskane wyniki badania kluczowych elementów filtrujących światło, stosowanych w układach hiperspektralnych. W rozdziale tym opisano również stanowiska badawcze zbudowane na potrzeby rozprawy doktorskiej, które umożliwiły parametryzację cech badanych elementów optycznych. Rozdział 7 poświęcony został badaniom metod przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych. Zamieszczono w nim również opisy stanowisk badawczych, które posłużyły zarówno do realizacji akwizycji, jak i do przetwarzania i analizy danych. Z kolei wyniki badań i zaproponowany opis metody realizacji uproszczonych układów obrazowania spektralnego opisane są w rozdziale 8.

Całość pracy, wraz z wnioskami i oceną realizacji poszczególnych celów badawczych oraz weryfikacją postawionej hipotezy, podsumowane zostały w rozdziale 9.

2. OBRAZOWANIE W NAUCE I TECHNICE

Każdy proces w nauce i technice, którego celem jest zbadanie obiektu lub zjawiska, wymaga podjęcia odpowiednich czynności i zastosowania odpowiednich narzędzi pomiarowych. Zdecydowana większość tego rodzaju procesów oparta jest na pomiarach, w których, w określonych warunkach (np. w określonym miejscu) obserwowana jest pojedyncza wielkość fizyczna. Powodem takiego jednowymiarowego (punktowego) pomiaru jest upraszczanie architektury urządzeń i technik pomiarowych. Dla przykładu, pomiar temperatury wód powierzchniowych w oceanie zrealizowany za pomocą pojedynczego sensora dostarcza informacji na temat temperatury tylko w danym punkcie na powierzchni zbiornika wodnego. W wielu różnych zastosowaniach takie punktowe pomiary są wystarczające. Jednakże, jeśli istotne dla procesu badawczego jest określenie temperatury w wielu miejscach, w tym samym czasie, rozwiązaniem może być zastosowanie techniki obrazowania (termicznego) [1].

Obrazowanie, jako zagadnienie techniczne, można zdefiniować jako akwizycję i reprezentację punktowych danych pomiarowych w domenie przestrzennej [2]. W najprostszym przypadku, poszczególne dane punktowe zapisywane są w komórkach dwuwymiarowych macierzy, w miejscach, które odpowiadają ich rzutowi na płaszczyznę dwuwymiarową matrycy sensora optycznego - są to tzw. piksele. Zbiory takich pikseli określane są mianem obrazów. Taki zapis pozwala na ich rekonstrukcję np. w skali odcieni szarości. W wypadku najczęściej stosowanych obrazów trójkolorowych, mamy do czynienia z zestawieniem trzech takich macierzy, gdzie każda macierz odpowiada innej barwie składowej (R, G i B). W wypadku obrazów hiperspektralnych, do zapisu danych stosowane są tzw. hipermacierze (*hipercubes*), czyli trójwymiarowe zbiory informacji numerycznych, w których trzeci wymiar związany jest z długością fali elektromagnetycznej [3].

W niniejszym rozdziale przedstawiono proces ewolucji i automatyzacji technik obrazowania, które umożliwiły powstanie obrazowania hiperspektralnego, jak również przykłady zastosowania tej nowoczesnej techniki w zagadnieniach metrologicznych.

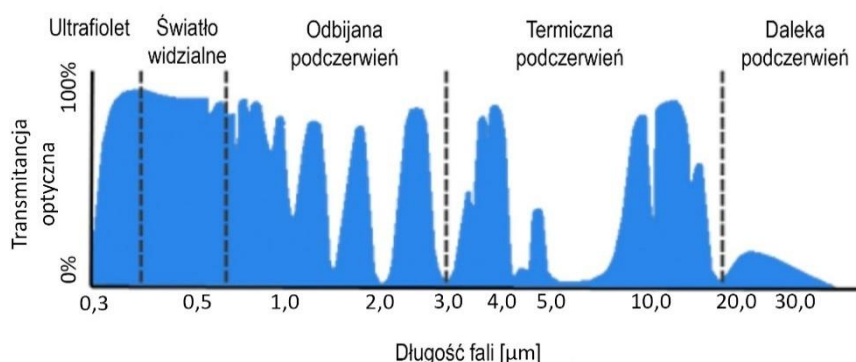
2.1. LUDZKIE ZMYŚŁY A OBRAZOWANIE HIPERSPEKTRALNE

Światło, to doskonały nośnik informacji. Oprócz rozwiązań technicznych opracowanych przez człowieka, w których wykorzystywane jest promieniowanie elektromagnetyczne z zakresu fal optycznych, również przyroda i ewolucja na Ziemi już setki milionów lat temu dostrzegła niezwykłą wartość światła w przekazywaniu informacji. Pierwsze organizmy

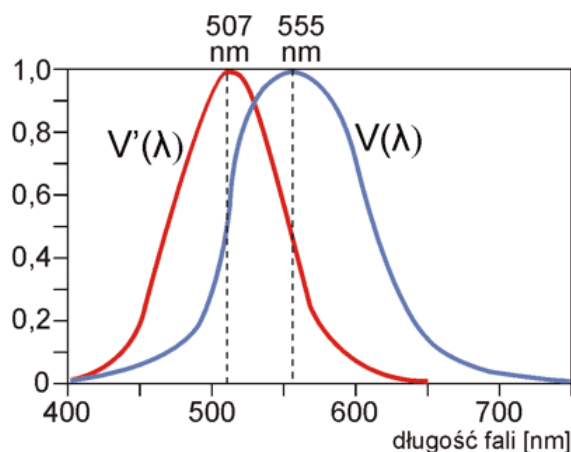
posiadające zmysł wzroku datuje się na 541 mln lat temu [4]. W tym kontekście dzieje ludzkości, a w szczególności zastosowanie kamer, czy zaawansowanych systemów obrazujących to jedynie chwila w historii Ziemi, jednak bardzo intensywna w swoim rozwoju.

W drodze ewolucji, organizmy ziemskie w naturalny sposób wykształciły zmysł wzroku (oczy) w taki sposób, aby uzyskać największą czułość w zakresie spektralnym, który nazywamy zakresem światła widzialnego. Zakres ten związany jest z przepuszczalnością (transmitancją optyczną) atmosfery ziemskiej dla światła docierającego do Ziemi ze Słońca, które w najmniejszym stopniu pochłaniane jest w przedziale od około 400 nm do ponad 700 nm (rys. 2.1). Dzięki temu, organizmy żywe są w stanie określić położenie przeciwnika, ofiary lub cechy nawigacyjne otoczenia [5].

Czułość spektralna ludzkiego oka, jak również większości organizmów na Ziemi, wyposażonych w zmysł wzroku, osiąga maksymalną wartość w przy długości fali elektromagnetycznej wynoszącej około 507 nm dla tzw. widzenia zmierzchowego (skotopowego) oraz 555 nm dla tzw. widzenia dziennego (fotopowego) – rys. 2.2.



Rys. 2.1. Transmitancja optyczna ziemskiej atmosfery w funkcji długości fali promieniowania elektromagnetycznego [5]



Rys. 2.2. Krzywe czułości spektralnej oka ludzkiego dla tzw. widzenia dziennego $V(\lambda)$ i zmierzchowego $V'(\lambda)$ [6]

Połączenie widzenia barwnego (a dokładniej widzenia składowych światła o barwach czerwonej, zielonej i niebieskiej) oraz możliwości ludzkiego mózgu, umożliwiają dostrzeganie niemal każdego zjawiska, jakiego na Ziemi może doświadczyć człowiek. Mimo, że ludzkie oko jest jednym z najdoskonalszych tego typu organów w królestwie zwierząt, to w pewnym stopniu jest jednak ograniczone. Ludzki umysł bardzo często upraszcza rzeczywistość zgodnie ze stwierdzeniem „jeśli czegoś nie widać, to tego nie ma”. Jest to oczywiście potoczne uproszczenie, które sprawdza się w zdecydowanej większości zjawisk, jakich mógł doświadczyć człowiek przez tysiąclecia, jednak podkreśla ono, jak bardzo jesteśmy zwodzeni przez niedoskonałości naszego wzroku.

Od początku istnienia urządzeń umożliwiających rejestrację obrazu (np. kamer), zauważono, że dzięki nim możemy zaobserwować znacznie więcej, niż jest w stanie dostrzec ludzkie, „nieuzbrojone” oko. Dla przykładu, w 1878 roku w legendarnym już eksperymencie, Eadward Muybridge, dzięki nowatorskiej na ówczesne czasy technice fotografii poklatkowej udowodnił, że koń w galopie w istocie odrywa wszystkie nogi od ziemi. Od tego momentu ludzie na zawsze już zostali pochłonięci dążeniem do odkrywania coraz to nowych aspektów świata, których oko nie pozwalało dostrzec.

Od tamtych czasów minęło ponad 150 lat, a jedną z najnowszych zdobyczy technik obrazowania jest obrazowanie hiperspektralne. Rejestracja i analiza obrazów jednocześnie w bardzo wielu stosunkowo wąskich zakresach spektralnych (również w tych niewidzialnych dla oka ludzkiego, np. w podczerwieni) otwiera nowe możliwości. Pozwala ona na dostrzeżenie świata w znacznie bardziej rzeczywistej formie, bez upraszczania i gubienia informacji. Wynalezienie i rozpoczęcie stosowania obrazowania hiperspektralnego jest kolejnym krokiem w kierunku zwiększania rozdzielczości obrazowania w domenie spektrum światła. Wynalazek ten można porównać do rewolucji cyfrowej w obrazowaniu, jaką zapoczątkowało wynalezienie sensorów CCD i zastąpienie nimi tradycyjnych klisz analogowych.

2.2 EWOLUCJA TECHNIK OBRAZOWANIA

Od czasów powstania pierwszych kamer, zdolnych do trwałej rejestracji obrazu minęło już niemal 200 lat. Jednakże, podstawowe zasady wiążące ze sobą kluczowe elementy i aspekty każdego aparatu, pozostają wciąż te same. W praktyce każdy układ obrazujący składa się z dwóch zasadniczych elementów, które mogą być zrealizowane na wiele różnych sposobów i korzystać z rozmaitych rozwiązań technicznych. Są to:

- zespół optyczny formujący wiązkę obrazującą,

- element rejestrujący wiązkę obrazującą.

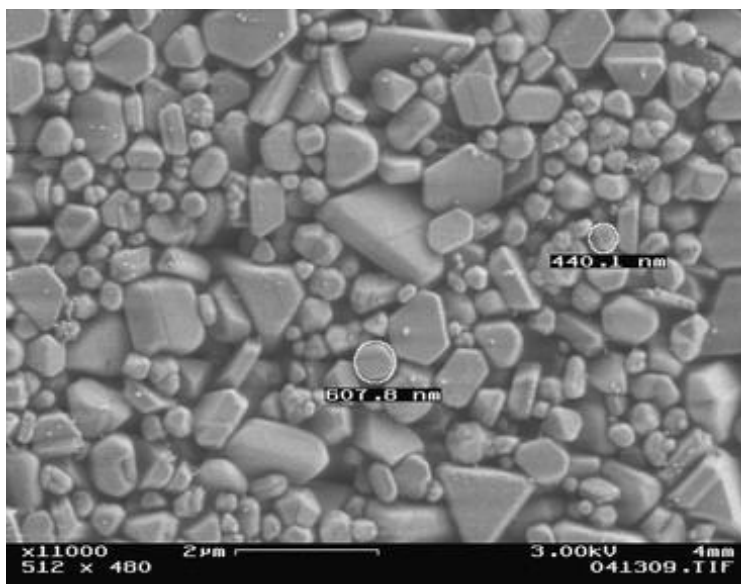
Warto tutaj zwrócić uwagę na fakt, że są to dwa elementy, które są uniwersalne dla każdego układu obrazującego, nawet jeśli rozważany jest aparat rejestrujący obrazy w paśmie innym niż pasmo widzialne. Co więcej, zestawienie tych elementów może również służyć obrazowaniu z wykorzystaniem innych cząstek elementarnych niż fotony, np. w przypadku mikroskopii elektronowej [7].

Analiza działania systemów rejestrujących obraz wymaga oczywiście głębszego zrozumienia każdego z jego elementów i zmian jakie w nich wystąpiły na przestrzeni niemal 200 lat w wyniku ich doskonalenia. Warto zauważyć, że w dziedzinie obrazowania, ludzkość najpierw opanowała i udoskonalała rejestrację obrazów w paśmie widzialnym, a inne obszary spektrum elektromagnetycznego, jak również techniki rejestracji wykorzystujące inne cząstki elementarne, zaczęto rozwijać dopiero po ponad stu latach od chwili zarejestrowania pierwszego obrazu optycznego. Z uwagi na tematykę niniejszej rozprawy doktorskiej, jak również dominującą rolę obrazowania w świetle widzialnym i podczerwonym, dalsze rozdziały skupiają się głównie w tym zakresie.

W trakcie rozwoju technik obrazowania, układy optyczne podlegały powolnej, acz znaczącej ewolucji. Było to spowodowane znacznie dłuższą, niemal tysiącletnią historią rozwoju układów optycznych, w szczególności lunet i teleskopów, związanych z astronomią. Dopiero pojawienie się technik rejestracji obrazu świetlnego pozwoliło na opracowanie pierwszej kamery. Dlatego też najszybsza ewolucja, a w ostatnich dekadach wręcz rewolucja, nastąpiła właśnie w tym obszarze.

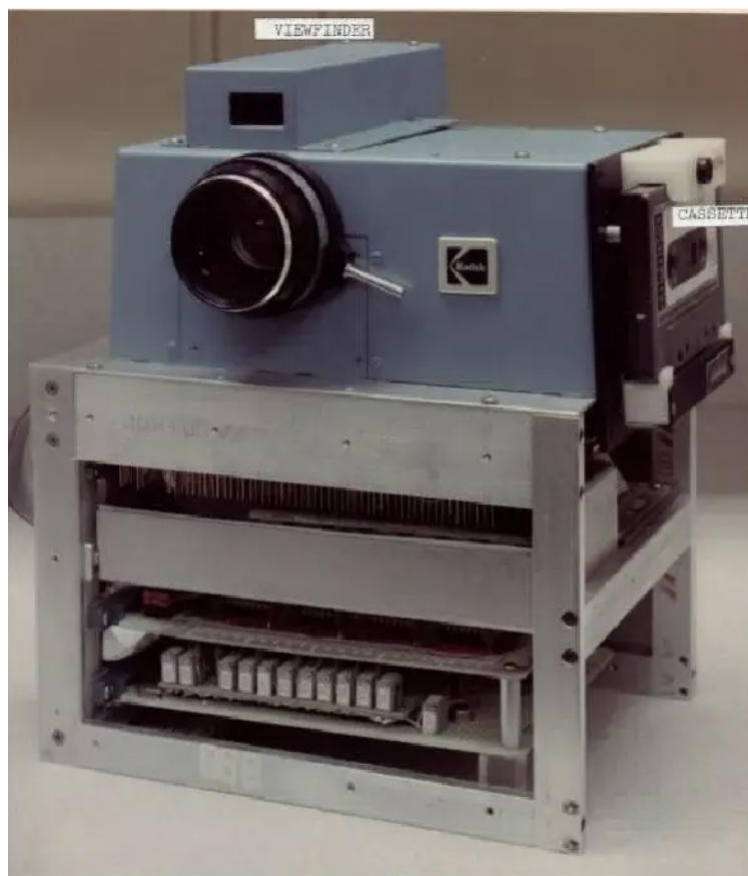
Zrozumienie współczesnych wyzwań, związanych z nowoczesnym obrazowaniem wiąże się ściśle ze zrozumieniem cech elementów rejestrujących światło, a najlepiej jest zrozumieć to zagadnienie, śledząc jego rozwój od początku istnienia fotografii. Jak powszechnie wiadomo, przez dziesięciolecia kluczową rolę w obrazowaniu odgrywały fotochemiczne klisze i powłoki, zwane filmami fotograficznymi. Ich użycie, definiujące tzw. fotografię analogową ma wiele zalet, jednak kluczową wadą jest skomplikowany proces chemiczny związany z utrwaleniem i powieleniem obrazu zarejestrowanego na kliszy. Niewątpliwie jednak największą zaletą, jaka płynie z zastosowania fotochemicznych środków rejestracji obrazu jest bardzo korzystny stosunek rozdzielczości do powierzchni sensora, co w wypadku sensorów cyfrowych określane jest mianem efektywnego rozmiaru piksela (*pixel pitch*). Cecha ta bierze się ze struktury filmu światłoczułego – tutaj rolę pikseli pełnią pojedyncze cząsteczki substancji fotochemicznych, czyli obiektów o rozmiarze pojedynczych mikrometrów lub nawet

mniejszych – rys. 2.3. Obecnie najnowocześniejsze sensory cyfrowe, jakie jest w stanie wytworzyć ludzkość osiągają rozmiary piksela na poziomie 1 mikrometra, a w zdecydowanej większości dostępnych komercyjnie aparatów, rozmiar ten mieści się w zakresie od dwóch do siedmiu mikrometrów. Z tego właśnie względu fotografie, nawet sprzed stu lat, dorównują rozdzielczością (po cyfryzacji klisz) współczesnym aparatom wysokorozdzielczym.



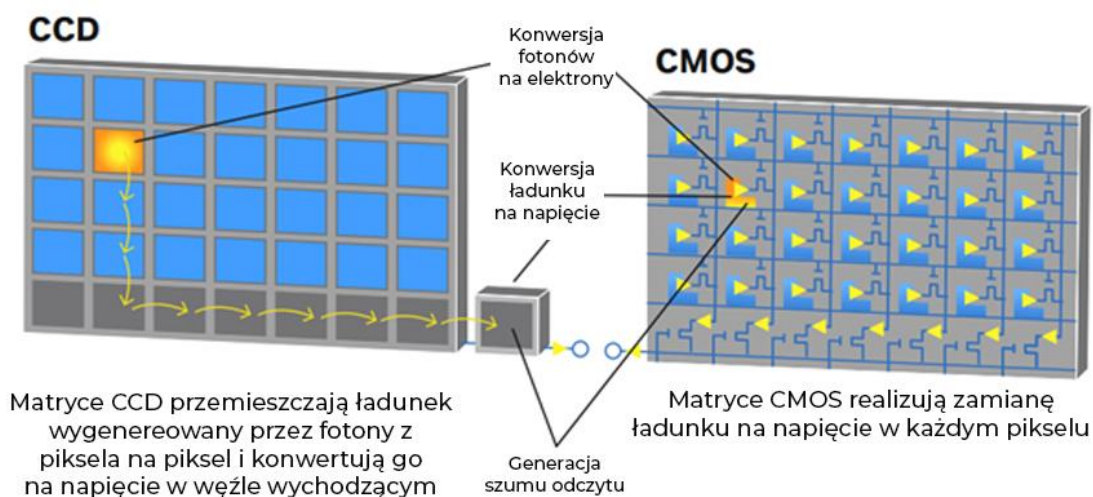
Rys. 2.3. Obraz powierzchni kliszy fotograficznej Kodak 160VC, uzyskany za pomocą skaningowego mikroskopu elektronowego. Na obrazie widoczne są światłoczułe kryształki halogenku srebra [8]

Niewątpliwą rewolucję w obrazowaniu spowodowało pojawienie się sensorów CCD (*Charge-Coupled Device*), a następnie CMOS (*Complementary Metal Oxide Semiconductor*). CCD to układ scalony, składający się z wielu elementów światłoczułych, konstruowanych w oparciu o technologię MOS (*Metal Oxide Semiconductor*). Rozwiązanie to opracowane zostało pod koniec lat sześćdziesiątych XX w. przez George’a E. Smitha i Willarda Boyle’a [9] w laboratoriach Bella. Publikacja tych autorów [9] wskazywała na możliwe zastosowanie efektu przekazywania ładunku elektrycznego wzdłuż szeregowo połączonych kondensatorów MOS, np. w technologiach obrazowania i stała się początkiem prac implementacyjnych w wielu firmach. Należy tutaj zaznaczyć, że w detektorze CCD odczyt energii pochodzącej z fotonów realizowały również kondensatory MOS, a energia ta przekształcana była w ładunek elektryczny w każdym pikselu. Jedną z pierwszych udanych implementacji była kamera skonstruowana w 1975 roku przez inżyniera Steva Sassona, pracującego w firmie Kodak – rys. 2.4. Miała ona matrycę 100 x 100 pikseli, a obraz zapisywany był na taśmie magnetycznej w kasie [10].



Rys. 2.4. Pierwsza dostępna komercyjnie kamera cyfrowa – Kodak 100x100 pikseli [11]

Od tego momentu, w latach siedemdziesiątych dwudziestego wieku rozpoczął się bardzo intensywny rozwój kamer z sensorami opartymi na matrycach CCD. Po rozwiązaniu podstawowych problemów z miniaturyzacją matryc pikseli i akwizycji sygnału z pojedynczych kondensatorów MOS, inżynierowie i naukowcy skupili się na rozwoju aspektów fotonicznych. Pierwsze detektory CCD miały kilka kluczowych wad, które oprócz zalet związanych z cyfryzacją, wciąż nie pozwalały na konkurowanie z aparatami analogowymi. Największe wyzwania obejmowały małą wydajność energetyczną, stosunkowo duże rozmiary pikseli oraz trudności z przeskalowaniem matryc do zestawów milionów pikseli. Większość z tych problemów udało się zredukować opracowując technologię CMOS, zwaną również APS (*Active Pixel Sensor*). W odróżnieniu od sensorów CCD, sensory CMOS dokonują konwersji ładunku fotoelektrycznego w sygnał napięciowy w każdym pikselu niezależnie, podczas gdy w sensorach CCD odbywa się to w pojedynczym węźle odczytu. Różnice w działaniu sensorów CDD i CMOS przedstawiono na rys. 2.5.

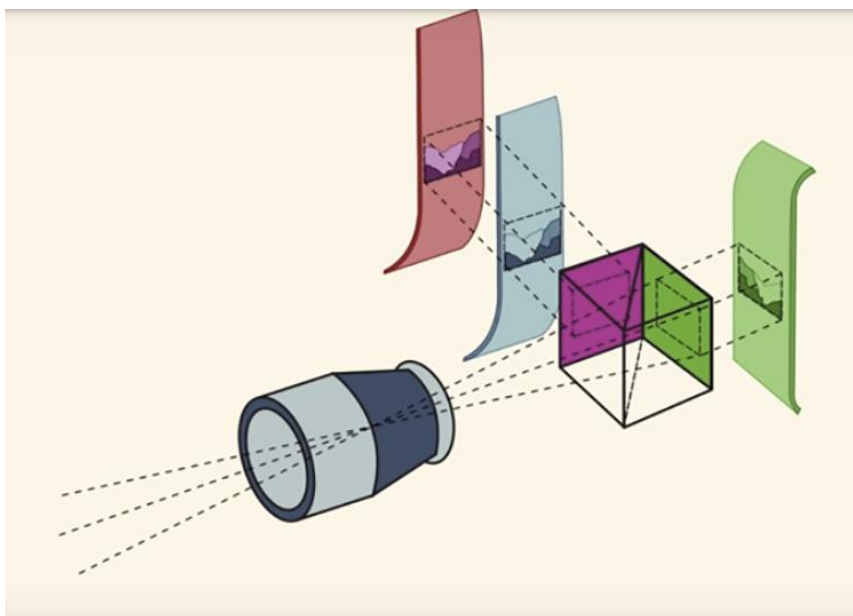


Rys. 2.5. Porównanie konstrukcji i działania matryc CCD oraz CMOS [12]

Ze względu na znaczną powierzchnię piksela zajęłą przez układ konwersji i wzmocnienia ładunku fotoelektrycznego, układy CMOS aż do lat 90' XX w. nie były opłacalne biznesowo w produkcji na masową skalę. Dopiero znaczne postępy technologiczne w miniaturyzacji w takich firmach, jak Sony, Mitsubishi i Samsung, pozwoliły na uzyskanie wysokiej sprawności sensorów CMOS. W bardzo krótkim czasie, bo do roku 2010, sensory CMOS przejęły większość komercyjnego rynku aparatów fotograficznych, zarówno w aplikacjach cywilnych, jak i wojskowych [13].

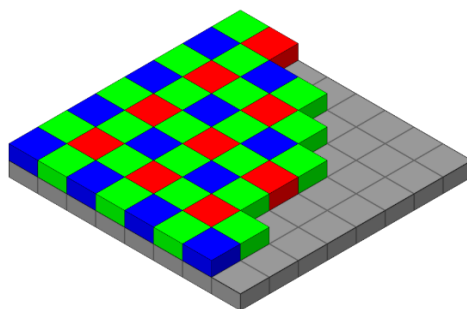
Niezależnie od tego jaka technologia stała za sposobem rejestracji obrazu, od samych początków fotografii, każda z technik obrazowania stała przed ogromnym wyzwaniem – rejestracją świata w taki sposób, jak widzą to nasze oczy, czyli w kolorze. Problem ten nie dotyczył samej natury sposobu rejestracji obrazu, ponieważ zarówno w wypadku błon fotograficznych, jak i krzemowych sensorów półprzewodnikowych, cechowały się one odpowiednią czułością spektralną w całym zakresie widzenia ludzkiego oka. Kluczowy problem stanowiła jednak jednoczesna rejestracja tego samego obrazu w trzech niezależnych kanałach spektralnych, na wzór ludzkiego oka. Oczywiście jedną z podstawowych metod, stosowaną do dziś w takich dziedzinach, jak astronomia lub medycyna jest wykonanie trzech zdjęć, każde z zastosowaniem innego filtra umieszczonego w torze optycznym kamery. Metoda ta daje satysfakcjonujące rezultaty, ale tylko w wypadku fotografii obiektów statycznych. Natomiast jest skrajnie nieefektywna przy rejestracji obiektów i zjawisk dynamicznych, a także w rejestracji filmów. Z tego właśnie powodu, konieczny był dalszy rozwój technologii obrazowania barwnego, tj. w kilku i więcej kanałach spektralnych, jak również rozwój samych sensorów i układów optycznych.

Jedną z najbardziej efektywnych, a także efektownych technik rejestracji obrazu trójkolorowego była komercyjna metoda Technicolor opracowana w czasach tzw. Złotej Ery Hollywood (lata 30-50 XX wieku). Technika ta zakładała jednoczesną rejestrację obrazu na trzech kliszach filmowych z wykorzystaniem układu światłodzielącego, który oddzielał spektrum światła o barwie zielonej, od barwy czerwonej i niebieskiej (rys. 2.6). Była to jedna z pierwszych w historii metod współosiowego podziału spektralnego, który stosowany jest w wielu aplikacjach po dzień dzisiejszy [14].



Rys. 2.6. Schemat działania kamery opartej na technice Technicolor [14]

Technika Technicolor oraz pokrewne do niej metody stosowane były w dalszych etapach rozwoju technik obrazowania, a ich odmiany stosuje się również obecnie, nawet w systemach cyfrowych. Kluczową wadą takiego systemu, jest rozmiar samego urządzenia rejestrującego, co dodatkowo wymusiło rozwój innych metod obrazowania. Oczywiście, oprócz opracowania i wprowadzenia na rynek (analogowych) klisz kolorowych, istotna była ewolucja sensorów cyfrowych w kierunku rejestracji wielu kanałów spektralnych. Już od lat 70-tych XX w. opracowywane były metody podziału macierzy pikseli na strefy kolorów spektralnych, umożliwiających rekonstrukcję obrazu kolorowego. Na największą uwagę zasługuje bardzo powszechna siatka Bayera (od twórcy – Bryce’a Bayera z firmy Kodak), która wraz z subpikselową metodą rekonstrukcji obrazu pozwala po dzień dzisiejszy uzyskiwać bardzo dobrą rozdzielczość zdjęć kolorowych, bez znacznej utraty informacji związanej z filtrowaniem polowym – rys. 2.7.



Rys. 2.7. Schemat siatki Bayera w matrycy cyfrowej [15]

Dalsza ewolucja sensorów cyfrowych, szczególnie w ostatnich dwóch dekadach, to wyścig między kilkoma głównymi ośrodkami badawczymi i firmami, głównie w dziedzinie rozdzielczości (przez zmniejszanie rozmiaru efektywnego piksela) oraz sprawności kwantowej (czułości). Dopiero w ostatniej dekadzie pojawił się nowy kierunek tego wyścigu związany z liczbą kanałów spektralnych i ich rozdzielczością spektralną. Z tego względu techniki akwizycji więcej niż trzech kanałów spektralnych zostaną szczegółowo omówione w rozdziale czwartym.

2.3. MOŻLIWOŚCI SYSTEMÓW OBRAZUJĄCYCH W METROLOGII I AUTOMATYZACJI

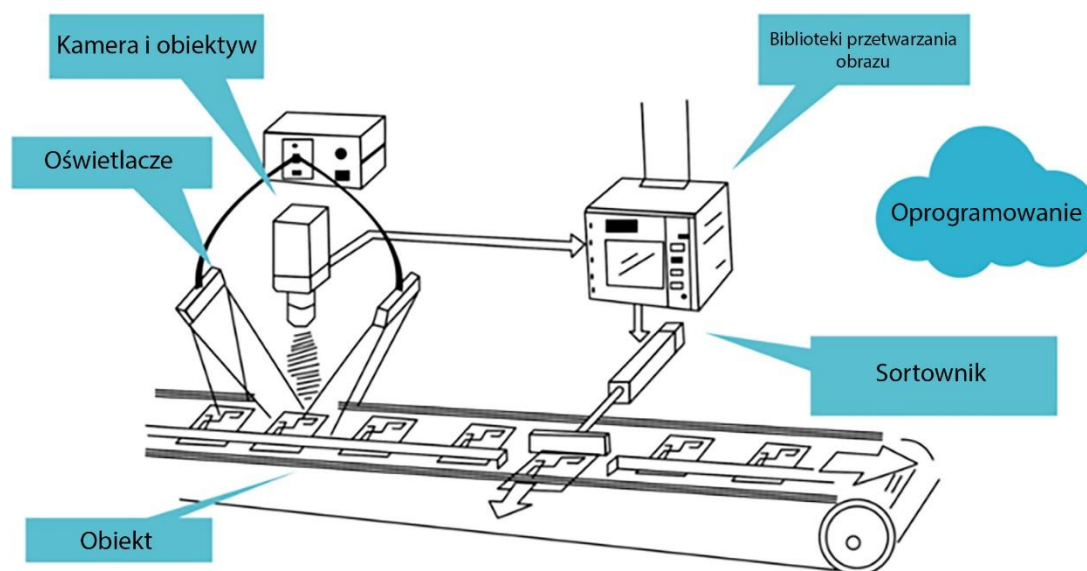
Od pierwszych lat obecności na rynku cyfrowych systemów obrazowania, wiele ośrodków przemysłowych i naukowych eksplorowało możliwości zastosowania kamer w automatyzacji i metrologii. Oczywiście, aspekt metrologiczny realizowany był już nawet w wypadku kamer analogowych, chociażby w kartografii i naukach geograficznych. Jednakże prawdziwe możliwości aparatów w kontekście automatyzacji możliwe były do osiągnięcia dopiero dzięki zastosowaniu szybkich cyfrowych systemów transmisji i przetwarzania sygnałów.

Do najczęstszych zastosowań metrologicznych z wykorzystaniem układów obrazujących należą [16]:

- układy mikroskopowe do pomiarów ręcznych,
- kamery specjalistyczne do pomiaru w polu obrabiarek przemysłowych,
- kamery do celów obserwacji Ziemi z platform satelitarnych i lotniczych,
- zespoły obrazująco-oświetleniowe do pomiarów 3D.

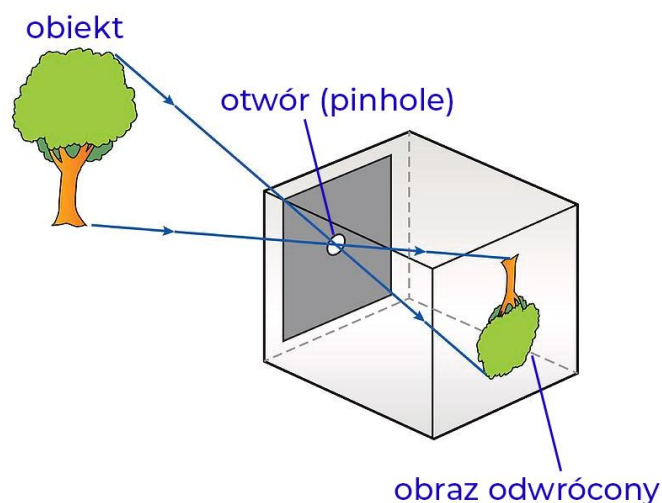
Cyfrowa postać obrazów, która dała początek możliwości różnych sposobów ich przetwarzania i prezentacji, była jednocześnie najważniejszą barierą w pierwszych dekadach rozwoju przemysłowych i naukowych systemów wizyjnych. Związane to było przede wszystkim z ogromną ilością koniecznych do przetworzenia danych pozyskanych z dwuwymiarowej matrycy przetworników CCD lub CMOS. O ile w wypadku sygnału jednowymiarowego (punktowego), jego przetwarzanie z częstotliwością setek próbek

na sekundę może w zupełności wystarczyć do automatyzacji takich procesów, jak kontrola temperatury, położenia i prędkości obiektu, to w wypadku obrazu jest to wielokrotnie zbyt mała prędkość. Obrazy zawierają bowiem względnie dużą ilość informacji i nawet w dzisiejszym, wysoce zaawansowanym cyfrowo świecie, systemy do automatycznego przetwarzania obrazu wymagają odpowiednio dużej mocy obliczeniowej. Operacje na milionach pikseli wymagają sprzętu obliczeniowego na poziomie co najmniej mikrokomputerów. Systemy łączące elementy akwizycji i przetwarzania obrazów w celu wykorzystania w procesach technologicznych nazywane są systemami wizyjnymi. System taki składa się przede wszystkim z elementów obrazujących i oprogramowania, a w większości przypadków również z układu oświetleniowego (rys. 2.8).



Rys. 2.8. Przykład systemu przetwarzania danych wizyjnych [17]

Niezależnie jednak od platformy, czy jest to sprzęt obliczeniowy klasy komputera, mikrokomputera, układu elektronicznego bazującego na FPGA, czy też procesora graficznego w technologii CUDA, możliwości płynące z automatycznego przetwarzania obrazów są ogromne i zwłaszcza w ostatnich dekadach mocno doceniane w przemyśle wytwórczym. Dzięki znormalizowanym metodologiom cyfrowego przetwarzania obrazów oraz dostępnym na licencji otwartej bibliotekom przetwarzania obrazu, jak powstała w firmie Intel biblioteka OpenCV, możliwe jest szybkie i powszechne opracowywanie zaawansowanych algorytmów wizyjnych. Istnieje oczywiście kilka głównych nurtów metodologicznych w przetwarzaniu sygnału dwuwymiarowego, jednak niemal wszystkie opierają się na tzw. modelu kamery otworkowej, która leży u podstaw interpretacji obrazu, szczególnie w zastosowaniach metrologicznych - rys. 2.9.



Rys. 2.9. Schemat kamery otworkowej (tzw. *camera obscura*) [18]

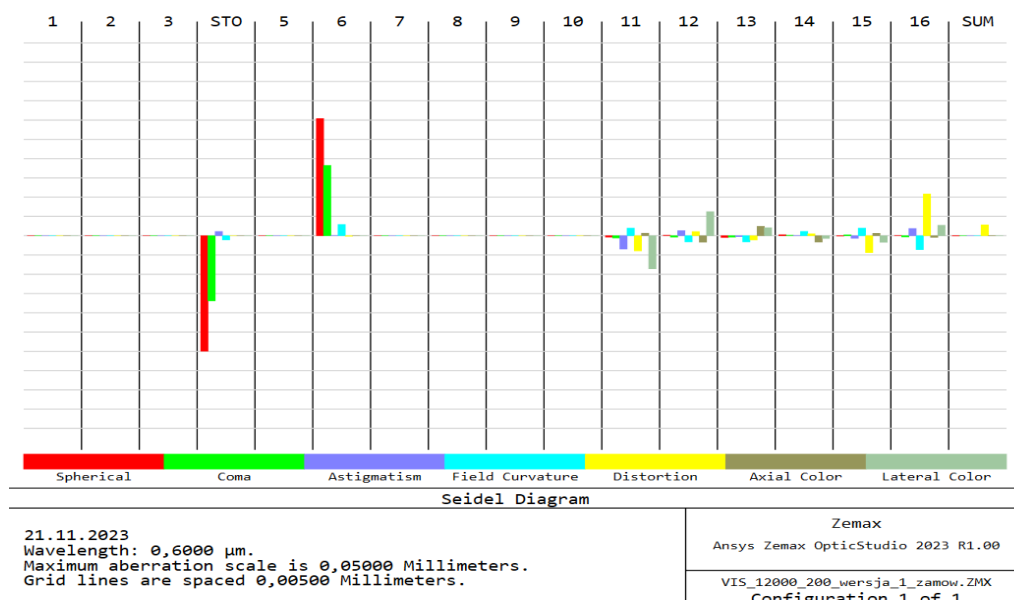
W kluczowym założeniu, model kamery otworkowej zakłada liniową lub bliską liniowości (w wypadku specjalistycznych obiektywów) zależność między obiektem rzeczywistym, a obrazem przetwarzanym w cyfrowym systemie przetwarzania obrazu. W zdecydowanej większości układów optycznych, zależność między obiektem rzeczywistym a jego odwzorowaniem w postaci obrazu rzucanego na płaszczyznę obrazowania, jest jednak nieliniowa oraz zależna od rodzaju i jakości zastosowanych elementów optycznych (wytwarzających obraz). Układy optyczne wprowadzają zazwyczaj szereg rozmaitych aberracji optycznych, które w efekcie formują obraz znacząco odległy od idealnego modelu kamery otworkowej. W procesie projektowania układów optycznych wyróżnia się siedem różnych aberracji, które przedstawia się na diagramie Seidela (przykład takiego diagramu znajduje się na rys. 2.10). Są to:

- aberracja sferyczna,
- aberracja typu coma,
- astygmatyzm,
- zakrzywienie pola,
- dystorsja,
- aberracja osiowa koloru,
- aberracja lateralna koloru.

Warto zauważyć, że niektóre z aberracji określają niedoskonałość nie tyle obiektu w formie obrazu, co różnicę między jego odwzorowaniem pomiędzy różnymi długościami fali światła. Tego typu aberracje są szczególnie niepożądane w układach obrazowania

hiperspektralnego. Wszystkie te aberracje należy uwzględniać podczas projektowania układów obrazowania w zastosowaniach metrologicznych.

Rysunek 2.10 przedstawia przykład diagramu Seidela, który stanowi zestawienie składników aberracji optycznej, które wpływają na uzyskiwany przez dany układ optyczny obraz (w tym przypadku jest to teleobiektyw do obserwacji Ziemi z satelity EagleEye, opracowany w firmie Scanway S.A. w oprogramowaniu Ansys Zemax OpticStudio).



Rys. 2.10. Diagram Seidela (opracowanie podmiotu współpracującego w doktoracie) dla poszczególnych elementów układu optycznego w teleskopie satelitarnym do obserwacji Ziemi dla misji EagleEye, produkcji Scanway S.A [19]

Tego typu diagram służy określeniu, jak bardzo układ optyczny wpływa na idealny teoretyczny obraz obiektu. Na diagramie widoczne są kolejno ponumerowane powierzchnie układu optycznego oraz określone kolorami (lecz bez oznaczenia skali) poziomy składowych aberracji. Diagram ten pokazuje, że różne elementy niedoskonałości obrazu powstają w wyniku odbicia lub refrakcji światła na lustrach i soczewkach, wchodzących w skład układu optycznego.

2.4. PRZEGLĄD WYBRANYCH ZASTOSOWAŃ

Systemy obrazowania, zestawione w bardziej zaawansowane układy wizyjne znaleźć można obecnie w każdej dziedzinie technologii i wytwarzania. Przyczyniły się do tego, rosnąca dostępność wydajnych układów obrazujących, a także bariera złożoności technicznej, zminimalizowana poprzez szeroki dostęp do zaawansowanych bibliotek programistycznych. W niektórych gałęziach gospodarki, systemy obrazowania i automatycznego przetwarzania obrazu zastosowano w wyjątkowo szerokim zakresie. W niniejszym rozdziale przedstawiono

kilka dziedzin, w których spotkać można obecnie największe wykorzystanie systemów wizyjnych.

2.4.1. Sektor produkcyjny

Wynalezienie układów obrazujących i połączonych z nimi systemów przetwarzania obrazu, spowodowało szybkie włączenie kamer do kategorii narzędzi metrologicznych. Najczęściej spotykanym zastosowaniem kamer zaprojektowanych do pomiarów są automatyczne systemy kontroli jakości lub procesu w systemach wytwórczych. W wypadku przemysłowych zastosowań automatycznego pomiaru i kontroli, układy obrazujące muszą być zestawione z jednostką obliczeniową. Współcześnie bardzo ważnym i powszechnym trendem są układy wbudowane, zwane smartkamerami. Są to układy kamery, obiektywu, układu oświetleniowego i układu obliczeniowego, bardzo często implementowanymi w jednej obudowie, realizujące proste, predefiniowane zadania wizyjne – rys. 2.11.



Rys. 2.11. Przykład tzw. smartkamery marki Cognex [20]

Kamery tego typu zestawiane są bardzo często w większe systemy, połączone ze sterownikami PLC, ramionami robotycznymi oraz innymi układami wykonawczymi w przemyśle.

Najczęściej realizowane automatyczne zadania takich systemów to:

- sprawdzanie obecności obiektu,
- zliczanie elementów np. na taśmie produkcyjnej,
- kontrola kształtu np. poprawności odlewu czy cięcia,
- precyzyjne wymiarowanie obiektów,
- kontrola jakości wykonania obiektu,

- kontrola procesu montażu,
- odczyt tekstu (*Optical Character Recognition - OCR*),
- optyczne rozpoznawanie kodów kreskowy i QR (*barcode, QR code*),
- śledzenie elementów np. na linii produkcyjnej lub podczas procesu pakowania.

2.4.2. Sektor obronny

Możliwość wzbogacenia maszyny o zdolności rozpoznawcze porównywalne ze zmysłem wzroku od samego początku technik obrazowania były przedmiotem zainteresowania sektora zbrojeniowego. Pierwsze samoloty, wyposażone w kamery zastosowano już w trakcie I wojny światowej (rys. 2.12) w celu rozpoznania (zwiadu) z powietrza. Przez kilka następnych dekad stosowano kamery wyłącznie w celu obrazowania, natomiast wraz z wynalezieniem kamer cyfrowych oraz mikroprocesorów, możliwa była także implementacja systemów kierowania ognia automatycznie na podstawie sygnału optycznego.



Rys. 2.12. Samolot z okresu I WŚ wyposażony w kamerę lotniczą K-3 [21]

Pierwszym pociskiem z automatycznym sterowaniem kierunku lotu na podstawie obrazu z kamery jest amerykańska rakietą AGM-65 Maverick [22]. System w tym pocisku składa się z kamery i układu automatycznego przetwarzania, który nakierowuje raketę na obiekt o tym samym kontraście co wskazany przez operatora przed wystrzeleniem. Jest to prosta implementacja systemu wizyjnego w przemyśle zbrojeniowym, natomiast we współczesnej armii trudno jest znaleźć system nie wspomagany układem obrazującym, począwszy od rakiet, przez czołgi, pojazdy aż po osprzęt żołnierzy piechoty. Obecnie systemy obrazowania i systemy wizyjne w sektorze zbrojeniowym wykorzystywane są jako:

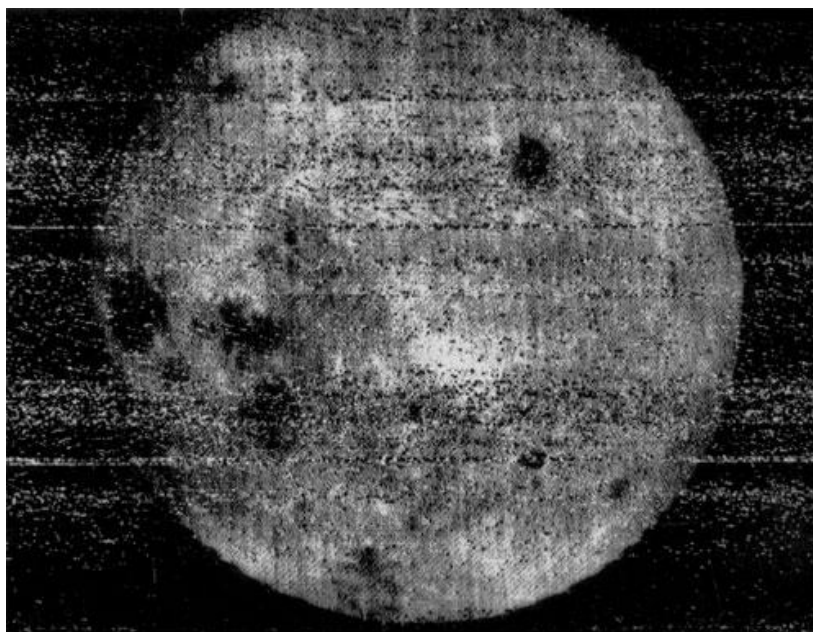
- systemy rozpoznawcze,
- systemy kierowania ognia (w tym automatyczne kierowanie pocisków),
- systemy wykrywania zagrożenia (np. pocisku zmierzającego w stronę obserwatora),
- systemy kontroli granic (perymetru),
- systemy termograficzne (pasma LWIR i SWIR) do detekcji przeciwnika,
- systemy wspierania pilota/kierowcy,
- systemy wspierania piechoty.

2.4.3. Sektor kosmiczny

Rzeczywisty rozwój technologii cyfrowego zapisu obrazu był pośrednio wymuszony przez znaczne postępy Stanów Zjednoczonych w eksploracji kosmosu i obserwacjach satelitarnych Ziemi. Wydawać by się mogło, że bez cyfrowych kamer, niemożliwe byłoby zdalne wykonywanie zdjęć w satelitach eksplorujących Ziemię lub Księżyc. Inżynierowie jednak poradzili sobie z tak trudnymi wyzwaniami nawet w dobie fotografii analogowej. Najznamienitsze przykłady osiągnięć kosmicznej techniki analogowego obrazowania to radziecka sonda Luna-3 oraz amerykański szpiegowski system satelitów KH-9 Hexagon. System Hexagon dokonywał akwizycji obrazów satelitarnych wysokiej rozdzielczości, a następnie zapisane obrazami klisze transportowane były z orbity w specjalnych kapsułach, po czym wywoływano je w laboratorium i poddawano analizie wywiadowczej.

Nieco bardziej wysublimowany sposób akwizycji obrazu i przekazywania go do stacji naziemnej został zaimplementowany w sondzie Luna-3. Sonda ta wyposażona była w zminiaturyzowane laboratorium do automatycznego wywoływania klisz. Wywołane klisze następnie skanowano fotodiodą, a sygnał przesyłano drogą radiową do radzieckich stacji odbiorczych. W ten sposób przesłano pierwsze zdjęcia niewidocznej z Ziemi strony Księżyca - rys. 2.13.

Przez wiele dekad rozwoju technologii kosmicznych systemy obrazujące były stosowane w rozmaitych misjach naukowych, rządowych i komercyjnych, lecz najczęściej do obrazowania powierzchni Ziemi. Należy tu wspomnieć o konstelacjach amerykańskich Landsat oraz Europejskich o nazwie Sentinel. Dane z obu tych konstelacji, znaleźć można w połączonym projekcie Copernicus, który ma na celu gromadzenie danych na temat naszej planety.



Rys. 2.13. Obraz przesłany przez sondę Luna-3, pokazujący niewidoczną z Ziemi stronę Księżyca [23]

Obecne zastosowania systemów obrazowania i systemów wizyjnych w sektorze kosmicznym to przede wszystkim:

- obrazowanie Ziemi,
- obrazowanie innych ciał niebieskich (misje naukowe),
- wykrywanie asteroid i innych obiektów zagrażających Ziemi,
- obrazowanie otoczenia łazika lub satelity i podejmowanie decyzji na podstawie zagrożeń,
- wykrywanie obiektów na nieznanych orbitach i aktualizacja orbit obiektów znanych (*Space Situational Awareness - SSA*),
- automatyczne systemy dokowania,
- automatyczne systemy lądowania rakiet (przykład - Falcon-9 SpaceX),
- systemy kontroli stanu satelity.

Oprócz systemów, składających się wyłącznie ze składnika obrazującego, zauważyć można wyraźny trend w wykorzystywaniu systemów autonomicznego podejmowania decyzji na bazie systemów wizyjnych stosowanych w satelitach i misjach kosmicznych. Coraz częściej spotkać można kamery sprzężone w systemy, które automatycznie sprawdzają stan satelity lub łazika, wspomagają astronautów w procesie dokowania lub wykrywają nieznane obiekty poruszające się po nieznanych orbitach. W tabeli 2.1 przedstawiono przegląd dotychczasowych, planowanych i zrealizowanych misji satelitarnych, na pokładzie których znalazły się instrumenty hiperspektralne wraz z podstawowymi parametrami ich obrazowania.

Tabela 2.1. Przegląd misji satelitarnych wykorzystujących instrumenty hiperspektralne, na podstawie [24-26]

Nazwa misji	Agencja / kraj	Zakres spektralny [μm]	Liczba kanałów spektralnych	GSD [m]	Rok
EO-1	NASA	0,357 - 2,570	242	30	2000
PROBA-1	ESA	0,415 - 1,050	63/150	18	2001
PRISMA	ASI/Włochy	0,400 - 2,500	250	30	2019
EnMap	DLR/Niemcy	0,420 - 2,450	228	30	2022
HISUI	Japonia	0,400 - 2,500	185	30	2020
HyspIRI	USA	0,380 - 2,510		60	2024
Jilin-1	Chiny		28	5	2019
MODIS	NASA	0,460 - 14,390	36	250-1 000	1999 2002
MetOP-SG A1 MetOP-SG A2 MetOP-SG A3 (IASI-NG)	ESA	3,620 - 15,500	16921	25 000	2024
MetOP-SG A1 MetOP-SG A2 MetOP-SG A3 (UVNS)	ESA	0,270 - 2,385	3936	7 000-28 000	2024
MTG-S1 MTG-s2 (UVN)	ESA	0,305 - 0,775	598	8 000	2024
TEMPO	NASA	0,290 - 0,740	666	4 400	2022
HysIS	Indie	0,400 - 2,400	316	30	2018
FLEX	ESA	0,500 - 0,780	300	300	2024
GEO-KOMPSAT-2B	Korea	0,300 - 0,500	250	7 000	2020
EOS-3 (GISAT-1)	Indie	0,900 - 2,500	150	200	2021
IMS-1	Indie	0,400 - 0,950	64	505	2008
ADEOS-II	Japonia	0,380 - 12,00	36	1 000	2002
Intuition-One	Polska	0,470 - 0,900	150	25	2023

Oznaczenia: GSD – Ground Sample Distance rozdzielczość próbkowania przestrzennego wyrażona w metrach [24].

2.4.4. Sektor górniczy

Obrazowanie to narzędzie, które od samych początków swojego istnienia, wykorzystywane jest w różnych dziedzinach nauki i przemysłu, w tym także w górnictwie i geologii. Wynika to przede wszystkim z potrzeby ciągłego monitorowania materiału geologicznego, zarówno jeszcze w środowisku skalnym, jak i w zakładach przemysłowych pod kątem składu i zawartości poszczególnych składników. Automatyzacja klasycznych technologii laboratoryjnych służących do klasyfikacji skał, pozwala na sprawdzanie jakości urobku na każdym etapie jego wydobywania, a techniki obrazujące są zaliczane do wysoce podatnych na automatyzację. Choć obecnie najczęściej stosowane systemy wizyjne w górnictwie to systemy multi i hiperspektralne, to klasyczne obrazowanie znajduje w tym przemyśle wiele zastosowań. Począwszy od dokumentacji, a skończywszy na termografii, która umożliwia lepsze kontrolowanie procesów na etapie hutniczym.

W ostatnich latach, szczególnie pożądane są również systemy kontroli warunków bezpieczeństwa i higieny pracy w zakładach górniczych. Takie systemy, wykorzystują

najczęściej kamery monitoringu zastosowane w zakładzie górniczym lub hutniczym oraz techniki sztucznej inteligencji do oceny postawy, zachowania, położenia a także ubioru i środków bezpieczeństwa stosowanych przez pracowników.

2.3.5. Sektor rolniczy

Obrazowanie jest również szczególnie chętnie wykorzystywaną techniką pomiarową w rolnictwie. Do najbardziej popularnych obecnie technik obserwacyjnych należą obserwacje z platform UAV, z satelitów oraz z oprzyrządowania instalowanego na ciągnikach rolniczych. Każda z tych platform umożliwia akwizycję obrazów na różnym poziomie rozdzielczości i dla różnych zastosowań. Najczęściej spotykane aplikacje to [27]:

- automatyzacja zbiorów – kamery wraz z algorytmami wizyjnymi pozwalają na automatyczne znajdowanie zbieranych owoców i warzyw, znacznie zmniejszając koszty siły roboczej oraz zwiększając efektywność zbiorów,
- wykrywanie chorób – kamery wraz z algorytmami wizyjnymi mogą służyć wykrywaniu symptomów początków chorób roślin i eliminować to zagrożenie, zanim powiększy się do rozmiarów powodujących znaczne straty,
- analiza poziomu zbiorów – wykorzystanie kamer może służyć inwentaryzacji i predykcji rozmiaru zbiorów,
- kontrola jakości gleby – czujniki wizyjne są również wykorzystywane do określania stanu i jakości gleby pomiędzy cyklami wegetacyjnymi, podczas rekultywacji,
- określanie cech fenotypowych – kamery znajdują swoje zastosowanie również w automatycznej analizie jakości rozsad, tak aby móc przyspieszyć drugą fazę wzrostu i zwiększyć jakość finalnych zbiorów.

3. SYSTEMY MULTI I HIPERSPEKTRALNE

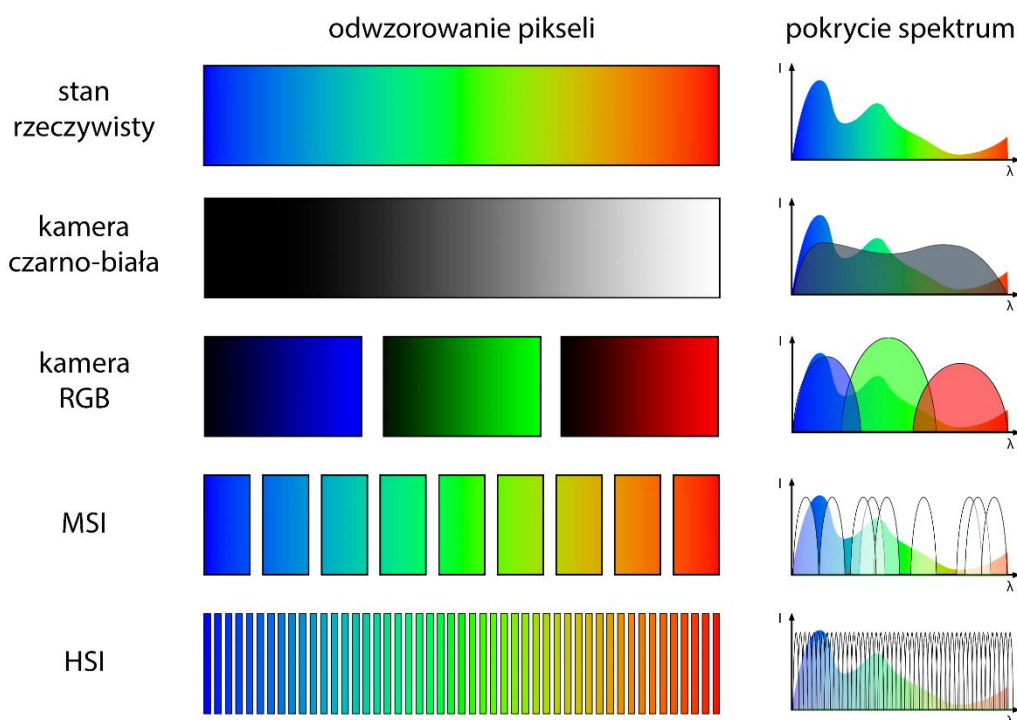
W niniejszym rozdziale przedstawiono na czym polega rejestrowanie promieniowania elektromagnetycznego w systemach obrazowania polowego, a także jak można zdefiniować systemy multi i hiperspektralne. Wyjaśniono różne podejścia do akwizycji danych spektralnych, opisano kluczowe elementy systemów spektrofotometrycznych, jak również ich dostępność na szerokim rynku komercyjnym. Istotnym elementem tego rozdziału jest również podjęta autorska próba algorytmizacji doboru odpowiedniego systemu polowego obrazowania spektralnego ze względu na zastosowanie jak również warunki brzegowe pracy instrumentu.

3.1. PODZIAŁ SYSTEMÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO

Systemy spektralnego obrazowania dzieli się przede wszystkim na systemy multispektralne (MSI) oraz hiperspektralne (HSI). Niestety wciąż w wielu miejscach, a nawet w ośrodkach badań nad fotoniką, pojęcia te są często mylone i używane zamiennie. Istnieje wiele różnic między tymi technikami. Bardzo istotnym elementem odróżniającym te systemy jest liczba kanałów oraz pokrycie przez nie interesującego zakresu spektrum światła. W systemie multispektralnym wyróżnia się zazwyczaj od kilku do kilkunastu kanałów spektralnych, między którymi mogą istnieć tzw. obszary martwego spektrum, czyli takie, w których element światłoczuły nie rejestruje promieniowania. Efekt taki można uzyskać np. przez zastosowanie filtrów pasmowozaporowych. Z kolei w systemie hiperspektralnym, światło rejestrowane jest w każdym fragmencie spektrum z wybranego zakresu. Kolejne, w domenie długości fali, kanały spektralne rejestrowane są przez osobne piksele (lub grupy pikseli) detektora. Efektem tego, w systemie hiperspektralnym, zazwyczaj jest znacznie większa liczba kanałów spektralnych, co przekłada się jednocześnie na większe wymagania co do jakości wykonania układu akwizycji oraz wymaganą większą wydajność systemu przetwarzania danych [3]. Ideę akwizycji spektrum światła w wybranym zakresie długości fali dla systemów multi i hiperspektralnych przedstawiono na rys. 3.1.

Liczba kanałów, bardzo często utożsamiana jest jako podstawowe kryterium rozróżniania systemów na multi i hiperspektralne [28]. W rzeczywistości jednak, jak już wspomniano, obok liczby kanałów istotnym kryterium klasyfikacji jest także fakt pełnego (kwazi-ciągłego) pokrycia interesującego spektrum długości fali, bądź rejestracja promieniowania świetlnego tylko w wybranych przedziałach długości fali. Dla przykładu, systemy, w których wyróżnić można

nawet ponad 35 kanałów spektralnych, z uwagi na nieregularne pokrycie spektrum, należy zaliczyć do instrumentów multispektralnych [29].



Rys. 3.1. Porównanie zakresu spektrum akwizycji w systemach bazujących na kamerach monochromatycznych, RGB oraz w systemie multispektralnym (MSI) i hiperspektralnym (HSI). **Opracowanie Autora**

Systemy multispektralne cechują się przede wszystkim mniejszym skomplikowaniem danych, ich akwizycja jest mniej wymagająca, a przetwarzanie multispektralnych zbiorów danych zajmuje mniej czasu, niż ma to miejsce w przypadku systemów hiperspektralnych. Dzięki tym cechom, kamery multispektralne już w latach pięćdziesiątych stosowano w nauce i badaniach [30], a pierwszy skaner multispektralny znalazł się na orbicie w roku 1972 [31]. W wypadku systemów hiperspektralnych, pierwsze publikacje na temat ich zastosowania pojawiły się w latach osiemdziesiątych, a pierwsze satelity wyposażone w tego typu skanery - w latach dwutysięcznych [33].

Najważniejszym czynnikiem w rozwoju obrazowania multispektralnego był postęp w rozwoju technik filtracji pasm światła oraz równoległe obrazowanie tego samego obrazu w różnych zakresach długości fali. Znaczne przyspieszenie rozwoju nastąpiło w okresie wynalezienia kamer cyfrowych, ponieważ dzięki temu proces akwizycji mógł odbywać się w sposób szybszy i z większą dokładnością [3] [34]. Poza astronomią, pierwszymi platformami, w których implementowano obrazowanie multispektralne były samoloty oraz satelity [32]. Najważniejszym obszarem zastosowań, w którym najszybciej doceniono uzyskanie tego rodzaju dane, było rolnictwo. Już w roku 1966 Uniwersytet w Michigan (USA), który rozwijał technologię obserwacyjną dla wojska, rozpoczął adaptację liniowych skanerów lotniczych

do zastosowań cywilnych. W tym samym roku, uniwersytet ten wykonał pierwsze obloty, rejestrując od 12 do 18 kanałów spektralnych, które do dnia dzisiejszego są wykorzystywane w zastosowaniach instruktażowych [32, 34].

Wartość danych pozyskanych w latach 1966-1968 została dostrzeżona przez NASA, która postanowiła rozpocząć prace nad satelitą o roboczej nazwie ERTS (*Earth Resources Technology Satellite*), nazwanego później Landsat. Satelita ten, który w późniejszym okresie okazał się pierwszym z długiej linii Landsat, został wyposażony w sensor MSS (*Multi Spectral Scanner*), obrazujący w sposób cyfrowy w czterech pasmach światła, tj.: 500 nm - 600 nm, 600 nm - 700 nm, 700 nm - 800 nm, 800 nm - 1100 nm [32, 34].

Na początku lat siedemdziesiątych, również w USA, dokonano oblotów multispektralnych z wykorzystaniem instrumentu umieszczonego w platformie lotniczej o wysokim pułapie obrazowania. Instytucją zlecającą tego typu kampanię był Departament Rolnictwa, a celem było zlokalizowanie ścieżek rozprzestrzeniania się tzw. zarazy liści kukurydzy w całym zagłębiu kukurydzianym USA w środkowej części kraju. Kampania ta dostarczyła ogromnego zestawu danych multispektralnych, które oprócz wykorzystania w kontekście wspomnianego wcześniej patogenu, pozwoliła również na rozróżnienie różnych rodzajów gleby, upraw, stanu roślin oraz zjawisk inwazyjnych w rolnictwie. Eksperyment ten, wraz z wystrzeleniem satelity Landsat-1, był kluczowym punktem w historii rozwoju systemów multispektralnych, które szeroko pokazały wartość tej techniki obrazowania [32].

Dalszy rozwój i miniaturyzacja zarówno układów obliczeniowych, jak i systemów optoelektronicznych pozwoliły na zaproponowanie pierwszego rozwiązania o cechach spektrometru obrazującego. Dokonało tego laboratorium Jet Propulsion Lab (JPL) w USA, które w 1984 rozpoczęło prace nad instrumentami AVRIS (*Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer*), SISEX (*Shuttle Imaging Spectrometer EXperiment*) oraz HIRIS (*High Resolution Imaging Spectrometer*). Instrumenty SISEX oraz HIRIS nigdy nie zrealizowały swojego zadania w misjach lotniczych lub kosmicznych. Planowo HIRIS miał zostać wykorzystany w satelicie EOS, niestety z uwagi na cięcia budżetowe, na pokładzie tej platformy nigdy się nie znalazł. Instrument SISEX miał jeszcze bardziej dramatyczną historię, ponieważ nie wyszedł z fazy projektowej z uwagi na katastrofę promu Challenger. Trzeci z opracowywanych w JPL instrumentów - AVRIS doczekał się realizacji już w 1987 roku a pierwsze zobrazowania z jego pomocą wykonane zostały na pokładzie samolotu NASA ER-2 na wysokości 20 km. Jakość i odwzorowanie radiometryczne danych z niego pochodzących do dziś są niedoścignionym

wzorem dla instrumentów hiperspektralnych. Instrument ten jest w użyciu na różnych platformach również współcześnie [33].

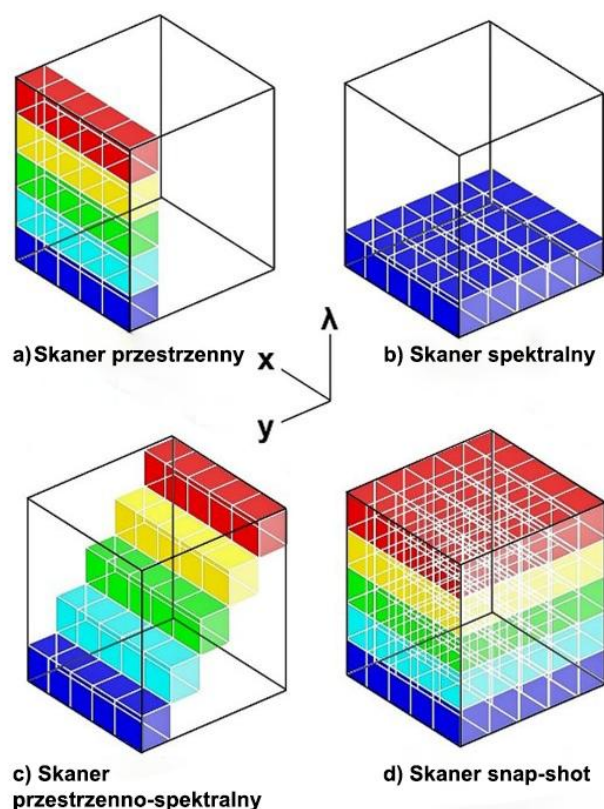
Nie tylko JPL rozwijało instrumenty hiperspektralne w latach osiemdziesiątych. Zagadnieniem tym zajmowały się także ośrodki komercyjne. Wspomnieć należy o takich instrumentach jak DAIS (*Digital Airborne Imaging Spectrometer*) opracowany w GERoM (*Geophysical Environmental Research of Millbrook*) w 1987 roku, CASI (*Compact Airborne Spectrographic Imager*) z ITRES w roku 1989 oraz HYDICE (*HYperspectral Digital Imagery Collection Experiment*) z NRL (*Naval Research Lab*) z roku 1994. Z kolei bardzo podobny w zakresie spektralnym instrument HyMap z firmy HyVista Corporation zaprezentowany został w roku 1999 [33].

Pierwszy instrument hiperspektralny – Hyperion (satelita EO-1, rok 2000) wysłano w przestrzeń kosmiczną dopiero w latach dwutysięcznych. Lata dwutysięczne to również rozwój komercyjnych kamer hiperspektralnych, które rozpoczęły rewolucję obrazowania w kontroli jakości produkcji. Wyścig związany z rozwojem kamer hiperspektralnych i instrumentów tego rodzaju, pracujących w platformach lotniczych i satelitarnych trwa do dziś, a ostatnie osiągnięcia, szczególnie w dziedzinie sztucznej inteligencji i nowatorskich metod akwizycji obrazów, dodatkowo napędzają rewolucję hiperspektralną [34].

3.2. PODZIAŁ TECHNIK AKWIZYCJI OBRAZU W SYSTEMACH OBRAZOWANIA MULTI I HIPERSPEKTRALNEGO

Systemy multi oraz hiperspektralne można podzielić ze względu na technikę obrazowania (rys. 3.2). Zdecydowaną większość sposobów na pozyskiwanie spektralnych zobrazowań polowych można zaklasyfikować do kilku kategorii technik. Kategoryzacji można dokonać ze względu na rozmaite cechy, natomiast ze względu na możliwości implementacji techniki akwizycji dzielą się one na [35]:

- systemy ze skanowaniem przestrzennym (rys. 3.2a),
- systemy ze skanowaniem spektralnym (rys. 3.2b),
- systemy ze skanowaniem przestrzenno-spektralnym (rys. 3.2c),
- systemy typu snapshot (rys. 3.2d).



Rys. 3.2. Podział systemów obrazowania multi i hyperspektralnego ze względu na zastosowaną technikę skanowania. Na rysunku pokazana jest struktura danych pojedynczej klatki pozyskiwanej w czterech rodzajach skanerów MSI i HSI: a) skaner przestrzenny, b) skaner spektralny, c) skaner przestrzenno-spektralny, d) skaner typu snap-shot [35]

Skanery przestrzenne (rys. 3.2a) wykorzystują technikę skanowania liniowego, w której jednocześnie rejestrowana jest tylko i wyłącznie jedna linia przestrzenna obiektu. Linia ta jest rozpraszana z wykorzystaniem pryzmatu lub siatki spektralnej do postaci widma rzutowanego na połowy sensor światłoczuły (prosta matryca krzemowa 2D). Poszczególne rzędy pikseli rejestrują sygnał optyczny w kolejnych kanałach spektralnych fragmentu linii. W efekcie jedna klatka obrazu pozyskiwanego z połowego sensora światłoczułego rejestruje jedną linię przestrzenną skanowanego obiektu w wielu kanałach spektralnych. Przesunięcie instrumentu lub obiektu pod instrumentem w osi prostopadłej do rejestrowanej jednorazowo linii daje możliwość akwizycji kostki spektralnej (hypercube) czyli obrazu hyperspektralnego obiektu. Niewątpliwą wadą tej techniki jest konieczność utrzymania wysokiej stałości orientacji kątowej instrumentu, względem obiektu podczas całego procesu skanowania.

Skanery spektralne (rys. 3.2b) korzystają z techniki stosowanej w najwcześniejszych kamerach RGB, czyli z przesuwanych elementów filtrujących w osi optycznej instrumentu. Może się to odbywać np. poprzez rotację koła filtrowego przed dwuwymiarowym sensorem połowym (rys. 3.3). W efekcie uzyskujemy wiele obrazów połowych obiektu, każdy reprezentujący światło pochodzące z obiektu w innym paśmie. Złożenie tych obrazów daje

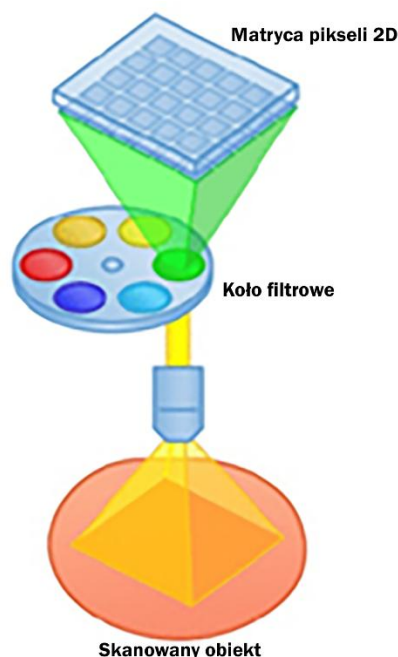
obraz multi lub hiperspektralny. Wadą tej techniki obrazowania, jest konieczność czasochłonnej zmiany filtrów spektralnych podczas procesu akwizycji, co ogranicza możliwość rejestracji tylko do obiektów o względnie niskiej dynamice zmian w czasie.

Skanery przestrzenno-spektralne (rys. 3.2c) działają w sposób podobny do skanerów przestrzennych, jednak każda klatka pozyskana z instrumentu w jednej chwili czasu, reprezentuje obraz połowy obiektu z liniami w różnych pasmach spektrum. W tej technice przesuw instrumentu, względem obiektu jest niezbędny, a składanie w kostkę spektralną odbywa się poprzez syntezę wszystkich obrazów zarówno w domenie przestrzennej jak i spektralnej. Ta technika skanowania, oprócz wad obecnych w skanerach przestrzennych, posiada również wadę związaną z paralaksą obrazowania. Jest to zjawisko, w którym poszczególne kanały spektralne będą zarejestrowane przez instrument pod różnym kątem. W aplikacjach teledetekcyjnych (np. satelitarnych) nie będzie to stanowić dużego problemu, natomiast w aplikacjach przemysłowych i laboratoryjnych, gdzie wypukłe przestrzenie obiekty rejestruje się ze względnie niskiej odległości, zjawisko to może utrudniać dalsze przetwarzanie danych.

Skanery typu snapshot (rys. 3.2d) cechują się funkcjonalnością rejestracji obrazu porównywalną ze współczesnymi kamerami RGB, w których każdy obiekt rejestrowany jest w trzech pasmach jednocześnie na wszystkich pikselach. Kamery multi i hiperspektralne tego typu są na razie rzadkością i oznaczają konieczność zastosowania specjalistycznych mozaik na sensorach CMOS lub wielokamerowe układy sprzężone. W każdej z tych odmian, instrument tego typu jest bardzo skomplikowany technologicznie i kosztowny.

Każda aplikacja spektrofotometryczna wymaga skutecznego i wprowadzającego jak najmniej zakłóceń rozwiązania umożliwiającego odpowiednie przetwarzanie (np. filtrowanie, rozszczepianie, ogniskowanie, załamywanie, itp.) mierzonej wiązki światła. Aplikacje obrazowania hiperspektralnego nie są wyjątkiem. Obecnie wiele firm i instytutów badawczych prowadzi intensywne badania nad nowymi i jeszcze doskonalszymi metodami filtrowania bądź rozszczepiania światła, do zastosowania w kamerach hiperspektralnych.

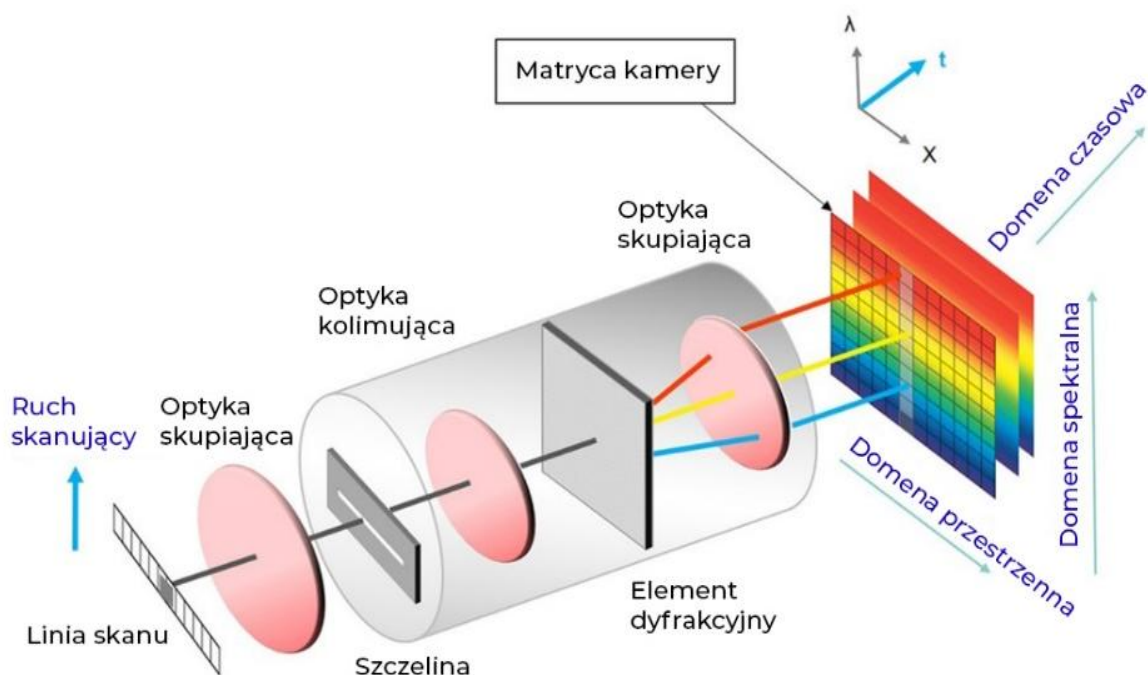
Jak już wspomniano, w wypadku obrazowania multispektralnego, akwizycja obrazu w wybranym zakresie (paśmie) długości fali może być zrealizowana z użyciem odpowiednich filtrów pasmowoprzepustowych. Na rys. 3.3 przedstawiono ideę filtrowania pasm z użyciem tzw. koła filtrowego.



Rys. 3.3. Idea filtrowania pasm dla potrzeb obrazowania multispektralnego z zastosowaniem koła filtrowego.
Na podstawie [36]

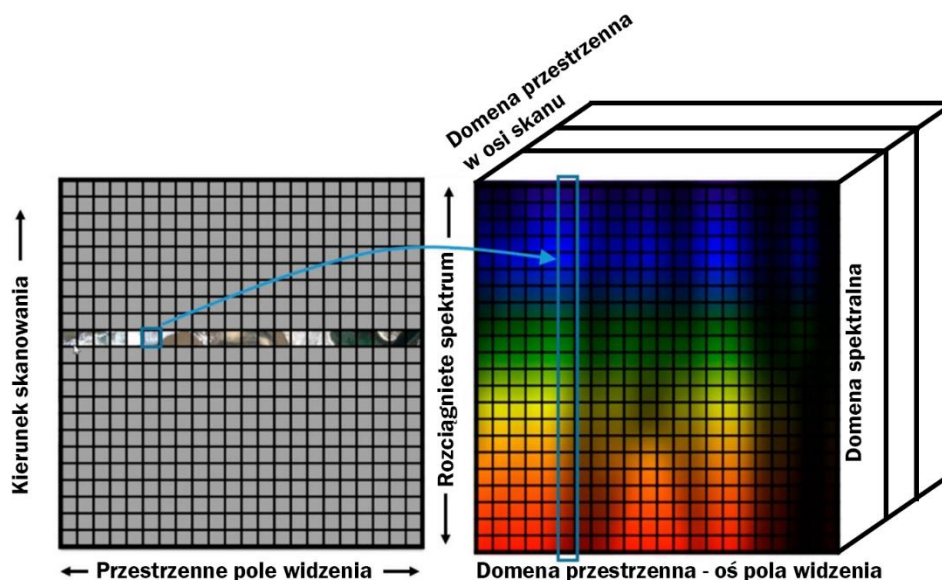
W klasycznej odmianie tej metody zestaw okrągłych filtrów umieszczony jest między sensorem a obiektywem lub przed obiektywem, a zmotoryzowane koło, będące mechaniczną obudową dla tych filtrów, obraca się, umożliwiając akwizycję w wielu pasmach spektralnych. Technika ta była najwcześniej stosowaną techniką obrazowania spektralnego w fotografii z uwagi na swoje proste w realizacji założenie. W niektórych dziedzinach, np. astronomii amatorskiej, stosowane jest do dziś.

Jedną z metod, najczęściej stosowaną w obrazowaniu hiperspektralnym jest skanowanie liniowe z wykorzystaniem matrycowego sensora CMOS lub CCD - rys. 3.4. W metodzie tej zastosowano układ spektrofotometryczny, który wykorzystuje transmisyjną siatkę dyfrakcyjną lub pryzmat, jako element rozpraszający światło. Układ ten wykorzystuje również standardowy element obiektywowy dokonujący projekcji obrazu na płaszczyznę, w której znajduje się cienka szczelina. Dzięki temu, w danej chwili, układ optyczny obrazuje wyłącznie fragment (pasek) obiektu, w który wycelowana jest kamera hiperspektralna. Od szerokości szczeliny optycznej zależy bezpośrednio rozdzielczość przestrzenna w osi prostopadłej do kierunku skanowania. Światło po przejściu przez szczelinę jest następnie poddawane kolimacji, czy też zrównolegleniu promieni, przez układ kolimujący. Taka równoległa wiązka zostaje wprowadzona następnie na element rozszczepiający światło, czyli jak wspomniano wcześniej, na pryzmat lub transmisyjną siatkę dyfrakcyjną. Jakość i rodzaj tego elementu wpływa bezpośrednio na rozdzielczość spektralną kamery hiperspektralnej.



Rys. 3.4. Najczęściej wykorzystywany układ spektrofotometryczny stosowany w większości obecnych na rynku kamer hyperspektralnych [37]

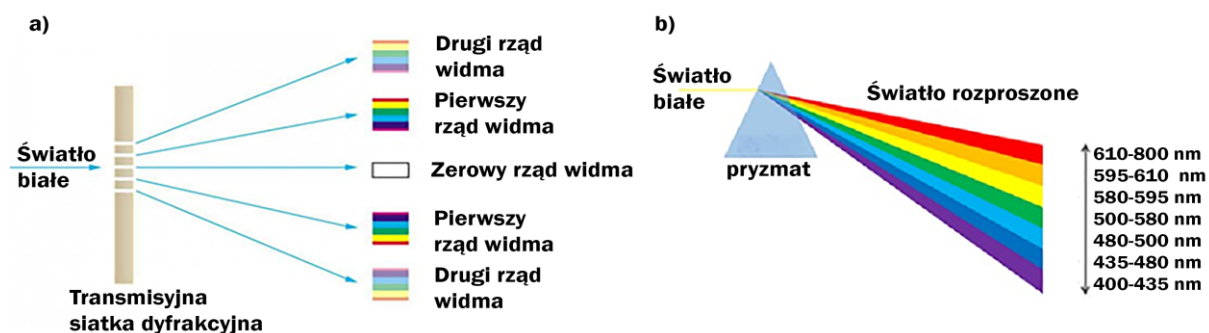
Rozszczepiona wiązka jest następnie projektowana z wykorzystaniem elementu ogniskującego na matrycy światłoczułej. Ruch skanera w kierunku prostopadłym do szczeliny wejściowej umożliwia skanowanie obiektu we wszystkich dostępnych pasmach spektralnych (rys. 3.5).



Rys. 3.5. Idea skanowania przestrzennego [38]

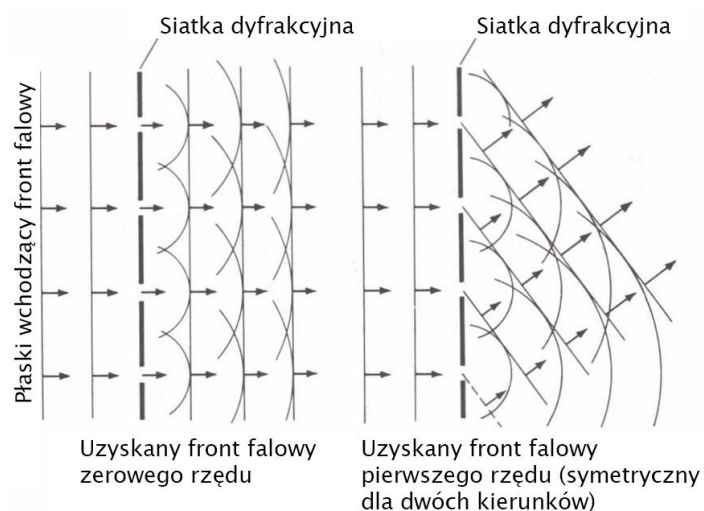
Na przykładzie przedstawionego schematu najczęściej spotykanego układu spektrofotometrycznego nietrudno jest zauważyć, że niezwykle istotnymi elementami optycznymi, umożliwiającymi obrazowanie hyperspektralne są pryzmaty oraz siatki

dyfrakcyjne. Oba te elementy realizują to samo zadanie, czyli rozszczepiają światło dokonując na wiązce kątownego przemieszczenia składowych spektralnych o różnych długościach fali (rys. 3.6). Elementy te różnią się jednak sposobem, w jakim światło zostaje rozszczepione.



Rys. 3.6. Porównanie sposobu rozszczepienia światła przez: a) transmisyjną siatkę dyfrakcyjną oraz b) pryzmat [39, 40]

Pryzmat wykorzystuje właściwość, związaną z różnicą w kącie załamania światła w zależności od długości fali, podczas, gdy działanie siatek dyfrakcyjnych opiera się o falową naturę światła. W przypadku siatek transmisyjnych wykorzystywane jest zjawisko dyfrakcji, które polega na generacji źródła fal podczas przechodzenia przez szczelinę lub otwór o rozmiarze porównywalnym do długości fali. Światło trafiające na szczelinę tworzy quasi-punktowe źródło nowej fali. W zależności od zagęszczenia przestrzennego szczelin, pod pewnym kątem w stosunku do pierwotnej osi światła białego, wytwarza się front falowy, który w zależności od przemieszczenia przestrzennego tworzy na płaszczyźnie obraz rozproszonego spektrum wiązki padającej na siatkę dyfrakcyjną (rys. 3.7).

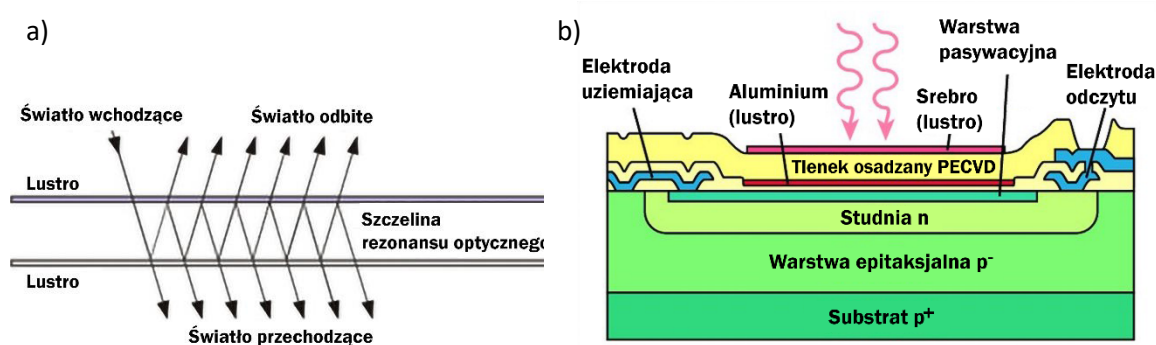


Rys. 3.7. Zasada tworzenia frontu falowego w siatce dyfrakcyjnej [41]

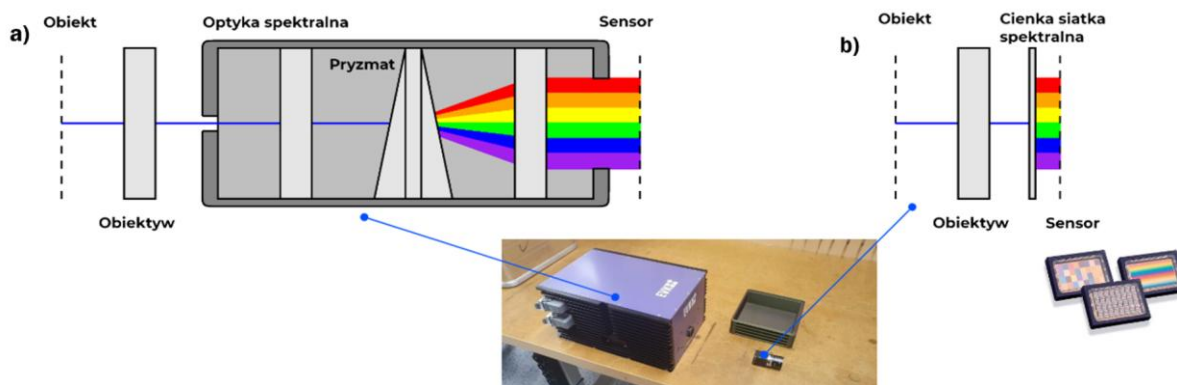
Opisane klasyczne metody akwizycji obrazów spektralnych stosowane są od wielu dekad i przez ten czas uległy ewolucji, dzięki coraz to nowszym technologiom rejestracji obrazu i produkcji elementów filtrujących. W niektórych obszarach technologia uległa tak dalekim zmianom, że w ostatnich latach opracowano zupełnie inne, bardziej nowatorskie i dające większe możliwości techniki akwizycji obrazów hiperspektralnych. Opisane są one w kolejnym rozdziale.

3.3. NOWATORSKIE METODY AKWIZYCJI OBRAZU HIPERSPEKTRALNEGO

Jedną z najbardziej wydajnych i umożliwiających uzyskanie największej rozdzielczości jest metoda bazująca na zastosowaniu filtrów Fabry-Perot (FP). Filtry takie zbudowane są z dwóch równoległych, półprzepuszczalnych lusterek, oddalonych od siebie o dystans umożliwiający interferencję fali o ściśle określonej długości (rys. 3.8). Zaletą takiego rozwiązania (w porównaniu do systemów bazujących na pryzmatach lub siatkach dyfrakcyjnych – rozdz. 3.2) jest możliwość integracji takich filtrów bezpośrednio z matrycą światłoczułą (rys. 3.8). Rozwiązania takie zaimplementowane zostały już przez, między innymi, takie firmy, jak IMEC oraz HAMAMATSU. Dzięki takiemu nowatorskiemu podejściu w tworzeniu matryc CMOS z filtrami FP naniesionymi bezpośrednio na piksele matrycy, możliwe jest tworzenie kamer hiperspektralnych o znacznie uproszczonej budowie (rys. 3.9).



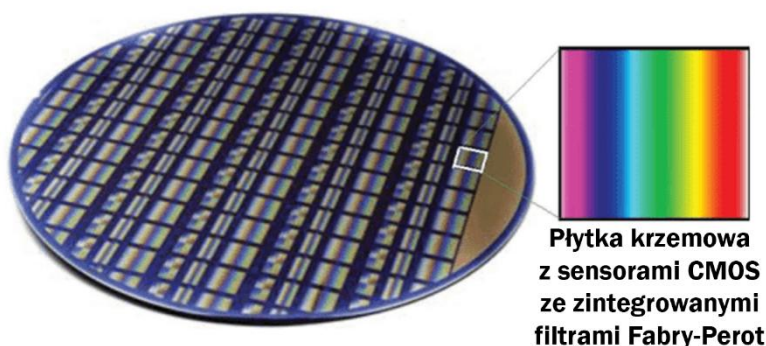
Rys. 3.8. Schemat przedstawiający: a) zasadę działania optycznego filtra Fabry-Perot [42] oraz b) sposób realizacji filtra FP na pikselu matrycy CMOS [43]



Rys. 3.9. Porównanie kamery hiperspektralnej opartej o: a) element dyfrakcyjny oraz b) filtr FP.

Opracowanie Autora

Kamery oparte na filtrach FP są niestety wciąż znacznie droższe w produkcji z uwagi na ich niewielkie serie produkcyjne. Pomimo, że z jednej płytki krzemowej (tzw. wafel) można wykonać kilkaset takich sensorów, dopiero skala produkcji kilkuset tysięcy sztuk na partię (rys. 3.10) pozwoliłaby na zmniejszenie ceny do progu standardowych sensorów RGB podwyższonej jakości. Z tego względu kamery wykorzystujące takie rozwiązanie spotykane są aktualnie najczęściej w takich wymagających aplikacjach, jak obrazowanie lotnicze, kosmiczne oraz w medycynie.



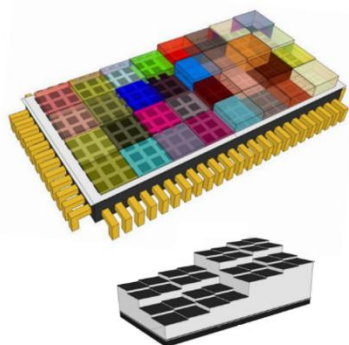
**Płytki krzemowa
z sensorami CMOS
ze zintegrowanymi
filtrami Fabry-Perot**

Rys. 3.10. Płytki krzemowa z sensorami CMOS z naniesionymi filtrami Fabry-Perot.

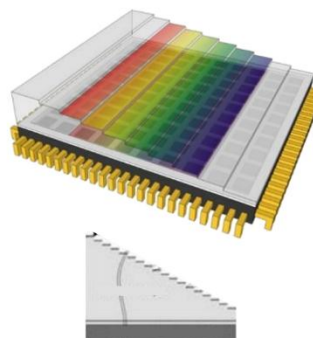
Na podstawie [44]

Metoda produkcji sensorów CMOS z filtrami FP pozwala również na tworzenie sensorów mozaikowych (rys. 3.11). W odróżnieniu od sensorów liniowych, w sensorach mozaikowych tworzy się odpowiednie obszary czułe na wybrane zakresy widma światła, co jest szczególnie pożądane w aplikacjach, w których niemożliwe jest realizowanie obrazowania z jednostajnym ruchem w określonym kierunku. Sensory mozaikowe prawdopodobnie utworzą drogę kamerom hiperspektralnym w użytku codziennym.

a) filtry FP w formie mozaikowej



b) filtry FP w formie pasmowej



Rys. 3.11. Realizacja matrycy z filtrami FP: a) w odmianie mozaikowej i b) w odmianie liniowej [45, 46]

3.4. DOBÓR TECHNIKI AKWIZYCJI I PROJEKCJI SPEKTRALNEJ W ZALEŻNOŚCI

OD ZASTOSOWANIA

Jak już wspomniano wcześniej, obrazowanie hiperspektralne znalazło już obecnie zastosowanie w ogromnej liczbie aplikacji w wielu dziedzinach nauki i techniki, od medycyny, przez rolnictwo, górnictwo i zarządzanie zasobami naturalnymi. Nie oznacza to jednak, że wszystkie skanery hiperspektralne mają uniwersalne zastosowanie. Dla każdego projektanta aplikacji hiperspektralnej kluczowa jest przede wszystkim znajomość ograniczeń różnych technik obrazowania. Nie wszystkie techniki odnajdą zastosowanie w tych samych aplikacjach. Szczególnie istotne jest rozpatrzenie ośmiu głównych aspektów wśród czterech podstawowych metod akwizycji: zdolności do korejestracji danych, sprawności radiometrycznej, rozdzielczości przestrzennej i spektralnej, sprawności filtracji pasm, szybkości akwizycji, rozmiarze oraz poziomie skomplikowania optomechanicznego systemu. Z tego względu Autor opracował zestawienie kluczowych cech tych technik obrazowania na potrzeby niniejszej rozprawy doktorskiej (tabela 3.1). Analizując tabelę 3.1 nietrudno zauważyć, że w wielu aspektach skanowanie przestrzenne zapewnia bardzo dobre parametry uzyskiwanych obrazów. Należy jednak zwrócić uwagę na fakt, że skanowanie liniowe lub punktowe niesie ze sobą dużą trudność w korejestracji danych. Składanie obrazów z linii, bądź pojedynczych punktów w zależności od platformy obrazującej może wymagać dodatkowych algorytmów korejestracji oraz zastosowania dodatkowych czujników rejestrujących położenie kamery w momencie obrazowania. Z tego też względu przestrzenne skanery hiperspektralne stosowane są wyłącznie w aplikacjach, w których stabilność położenia instrumentu jest albo bardzo dobra (np. w laboratorium lub na taśmie produkcyjnej), albo dobrze opomiarowana (np. w samolotach lub satelitach). Skutecznie eliminuje to możliwość

zastosowania tego rodzaju instrumentów w zastosowaniach przenośnych i ręcznych. Skanery przestrzenne cechują się również umiarkowanym rozmiarem oraz wysokim poziomem komplikacji optomechanicznej.

Tabela 3.1. Cechy różnych technik akwizycji obrazu hiperspektralnego. **Opracowanie Autora.**

Cecha/technika obrazowania	Skanowanie przestrzenne	Skanowanie spektralne	Snapshot	Skanowanie przestrzenno-spektralne
Korejestracja danych	Trudna	Dobra	Bardzo dobra	Trudna
Sprawność radiometryczna	Bardzo dobra	Bardzo dobra	Mała	Umiarkowana
Rozdzielczość przestrzenna	Bardzo dobra	Bardzo dobra	Mała	Dobra
Rozdzielczość spektralna	Bardzo dobra	Mała	Mała	Dobra
Sprawność filtracji spektralnej	Bardzo dobra	Bardzo dobra	Mała	Umiarkowana
Szybkość akwizycji	Duża	Mała	Bardzo duża	Duża
Rozmiar	Umiarkowany	Duży	Bardzo mały	Bardzo mały
Poziom skomplikowania optomechanicznego	Duży	Bardzo duży	Bardzo mały	Bardzo mały

Tabela 3.1 wyraźnie pokazuje również wady i zalety skanowania spektralnego. Mimo bardzo dobrych parametrów radiometrycznych, rozdzielczości przestrzennej oraz sprawności filtracji spektralnej, tego rodzaju skanery niestety odznaczają się niską rozdzielczością spektralną i szybkością akwizycji. Te dwie wady wynikają z faktu, że realizacja takiego instrumentu wymaga aktywnych rozwiązań optomechanicznych, które w trakcie akwizycji jednego obrazu hiperspektralnego muszą zmieniać filtry spektralne w torze optycznym. Najczęściej są to rewolwerowe lub przesuwne mechanizmy filtrowe. Mogą to być również rozwiązania oparte na nastawnych filtrach, np. Fabry-Perot, w których mechanicznej zmianie ulega szerokość szczeliny między dwoma półprzepuszczalnymi lustrami. Wszystkie te rozwiązania wymagają stosunkowo dużej ilości czasu do zmiany aktualnej nastawy filtracyjnej, co dyskwalifikuje tego typu rozwiązania w aplikacjach wymagających dużej szybkości akwizycji. Rozwiązania tego typu są również wysoce skomplikowane optomechanicznie i w ograniczonym stopniu możliwa jest miniaturyzacja całego systemu. Ważną zaletą tego typu systemu jest jednak bardzo dobra możliwość korejestracji obrazów, ponieważ każdy obraz

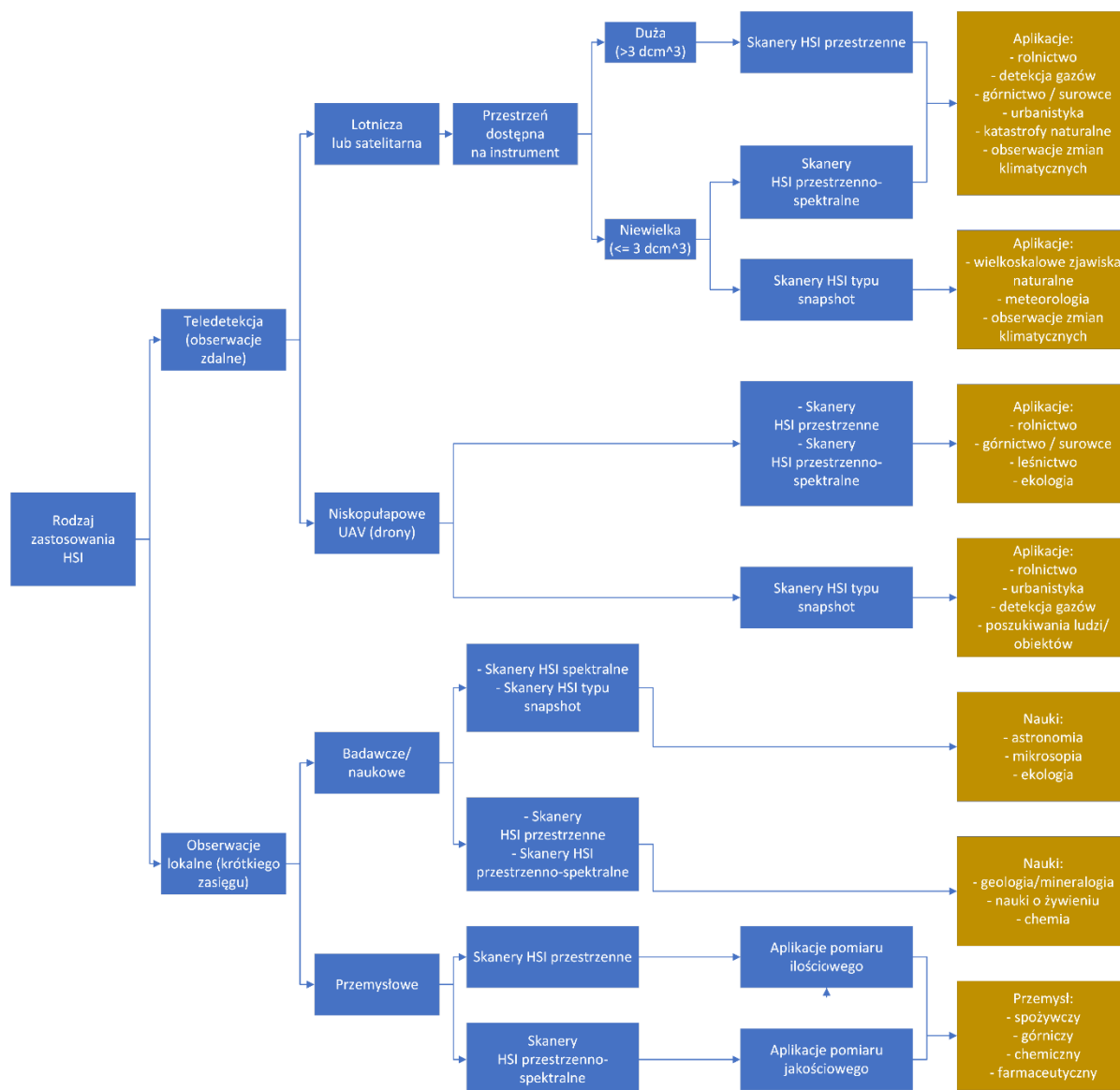
spektralny jest dwuwymiarową macierzą pozbawioną wynikających z metody akwizycji niedoskonałości geometrycznych.

Metoda akwizycji typu snapshot ma najwięcej wad i jest najbardziej niedoskonała pod kątem sprawności radiometrycznej, rozdzielczości przestrzennej i spektralnej oraz sprawności filtracji spektralnej. Wynika to z technologii stojącej za rozwiązaniami typu snapshot. We wszystkich przypadkach jest to rozwiązanie oparte na macierzach dwuwymiarowych CMOS/CCD, które posiadają mozaikowe filtry naniesione na sensor, lub filtr szklany przed sensorem. W zależności od ilości pozyskiwanych kanałów spektralnych są to mozaiki składające się np. z zestawów 4x4 piksele (16 kanałów), które razem odwzorowują jeden przestrzenny piksel. Podobnie, jak w kamerach RGB z mozaiką Bayera (rys. 2.5), zdolność do równoczesnej rejestracji obrazów w różnych kanałach spektralnych uzyskiwana jest przez obniżenie zdolności rozdzielczej i sprawności radiometrycznej. Niewątpliwymi jednak zaletami takiego rozwiązania są bardzo dobra zdolność do korejestracji, bardzo wysoka szybkość akwizycji (jest to jedyna technika zdolna do uzyskiwania klatkażu porównywalnego z kamerami RGB) oraz bardzo małe rozmiary i niewielki poziom skomplikowania optomechanicznego. Dzięki tym zaletom, metoda akwizycji typu snapshot jest jedyną metodą hiperspektralną, która pozwala na zastosowanie ręczne i przenośne.

Skanowanie przestrzenno-spektralne jest najmłodszą z technik akwizycji hiperspektralnej. Wykorzystywane w nich filtry spektralne nanoszone na sensor lub na podłoże szklane umieszczane przed nim, pozwalają na dobrą rozdzielczość przestrzenną oraz spektralną, a także na dobrą szybkość akwizycji. Główną zaletą tego rodzaju systemów jest jednak przede wszystkim mały rozmiar i niewielki poziom skomplikowania budowy optomechanicznej (tabela 3.1). Systemy przestrzenno-spektralne nieco gorzej radzą sobie natomiast z zapewnieniem dobrej sprawności radiometrycznej i filtracji spektralnej. Natomiast ich największą wadą jest trudna korejestracja danych, porównywalna z systemami skanowania przestrzennego. Skanery przestrzenno-spektralne są obecnie najlepszym konkurentem dla skanerów przestrzennych. Ich zalety pozwalają na zastosowanie w podobnych platformach, a z uwagi na duże możliwości miniaturyzacji, są uważane za rozwiązanie, które pozwoli na szeroką popularyzację kamer hiperspektralnych.

Analiza danych zawartych w tabeli 3.1 pokazuje, że nie ma idealnego i uniwersalnego systemu obrazowania hiperspektralnego. Analizując zastosowanie w danej aplikacji, należy przede wszystkim dobrze określić wymagania i ograniczenia zarówno dotyczące potrzeb, jak i platformy w jakiej umieszczony będzie skaner hiperspektralny. Na rysunku 3.12

zaproponowana została przez Autora metodologia postępowania przy doborze odpowiedniego rodzaju rozwiązania do aplikacji.



Rys. 3.12. Metodologia doboru rodzaju systemu hiperspektralnego.
Opracowanie Autora

Zgodnie z opracowanym przez Autora niniejszej pracy diagramem przedstawionym na rys. 3.12, kluczowe dla doboru odpowiedniego systemu HSI jest określenie rodzaju obserwacji (zdalne lub krótkiego zasięgu). W przypadku aplikacji teledetekcyjnych ważne jest również podjęcie decyzji na jaką dla danej aplikacji platformę się decydujemy. Platformy satelitarne i lotnicze od lat wiodły główny prym w obszarze zastosowań hiperspektralnych. W ostatnich latach, coraz to szersze zastosowanie znajdują także systemy UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*) w dziedzinach, które do tej pory dostępne były jedynie we wcześniej wymienionych platformach.

W przypadku platform lotniczych i satelitarnych istotnym ograniczeniem będzie rozmiar instrumentu. Granica około 3 decymetrów sześciennych pozwala rozgraniczyć przy obecnym stanie techniki przestrzeń potrzebną na takie zaawansowane instrumenty, jak dla typu skanowania przestrzennego. Poniżej tego rozmiaru dostępne są głównie skanery przestrzenno-spektralne oraz skanery typu snapshot. Obie te grupy instrumentów pozwalają na realizację różnych rozdzielczości przestrzennych i spektralnych, co przekłada się na różny obszar ich zastosowań a także różną jakość otrzymywanych obrazów.

W przypadku niskopułapowych platform UAV, dostępne są jedynie lekkie i niewielkie instrumenty HSI. Rozpatrywać zatem w tym przypadku należy jedynie skanery przestrzenno-spektralne oraz skanery typu snapshot. Obie te grupy instrumentów zapewniają dostępność podobnej grupy aplikacji, jednak różnić się one będą wszechstronnością zastosowań oraz rozdzielczością dostarczanych zobrazowań.

Z kolei w aplikacjach krótkiego zasięgu należy rozważyć przede wszystkim czy instrument będzie służył jako naukowe stanowisko badawcze, czy jako przemysłowy element systemu kontroli jakości lub procesu. W przypadku stanowisk badawczych, możliwe jest zastosowanie wszystkich czterech grup instrumentów HSI. Kluczowy podział na dwie grupy aplikacji stanowią skanery spektralne i typu snapshot oraz osobno skanery przestrzenne i przestrzenno-spektralne. Ten podział definiuje możliwość optymalnego zastosowania w różnych dziedzinach nauki.

W aplikacjach przemysłowych, istotne jest określenie czy zależy nam na pomiarze jakościowym czy ilościowym. W przypadku pomiaru jakościowego, czyli głównie określaniu czy obiekt o zdefiniowanych parametrach jest obecny lub nie, doskonale sprawdzają się skanery przestrzenno-spektralne. W aplikacjach dotyczących pomiaru ilościowego, czyli w określaniu np. stężenia/zawartości wykrywanego obiektu/pierwiastka, konieczne będzie zastosowanie skanera przestrzennego.

3.5. RODZAJE SENSORÓW STOSOWANYCH W SYSTEMACH OBRAZUJĄCYCH

Jak już wcześniej wspomniano, jednym z najważniejszych elementów systemu obrazującego jest sensor – fotoczuła matryca, w której następuje konwersja promieniowania optycznego w sygnał elektryczny. Ze względu na właściwości spektralne wyróżnia się [47] [48]:

- Sensory monochromatyczne – posiadają tylko jeden kanał spektralny, taki sam dla wszystkich pikseli.

- Sensory RGB – o 3 kanałach spektralnych (zielony, czerwony, niebieski), gdzie poszczególne kanały najczęściej zachodzą na siebie.
- Sensory spektralne – z naniesionymi filtrami spektralnymi na poszczególne piksele lub ich grupy. Liczba, szerokości oraz kształty kanałów spektralnych projektowane są w zależności od specyficznych potrzeb danej aplikacji. W szczególności wyróżnia się sensory multispektralne oraz hiperspektralne.

Z kolei, ze względu na konfigurację geometryczną sensory można podzielić na [49]:

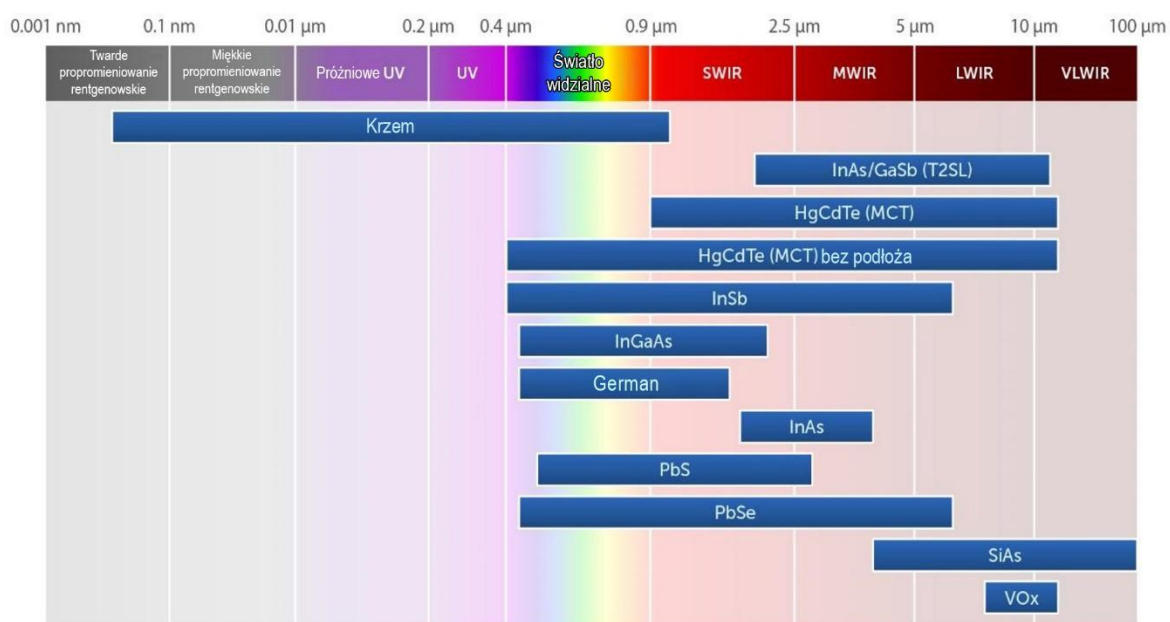
- Sensory polowe – pojedyncze piksele ułożone w macierzy dwuwymiarowej. Obraz dwuwymiarowy powstaje w momencie jednokrotnej ekspozycji danej sceny. W przypadku sensorów RGB, wyposażone są one najczęściej w siatkę Bayera (rys. 2.5). W przypadku sensorów multispektralnych stosowane są zoptymalizowane siatki filtrów wynikające z projektu i specyfiki pracy danego sensora (siatki mozaikowe). Sensory polowe są stosowane jako sensory hiperspektralne z racji znacznej redukcji rozdzielczości obrazowania związanej z zastosowaniem odpowiednio gęstej siatki filtrów w powtarzającym się układzie.
- Sensory linijkowe – elementy światłoczułe ułożone w pojedynczej linii. Powstawanie obrazu wiąże się z koniecznością przesuwania elementu obrazującego wzdłuż obserwowanej sceny. Sensory RGB wyposażone w dedykowaną siatkę Bayera lub układ trójliniowy (każdy kanał barwny posiada osobną linię pikseli). W przypadku sensorów multispektralnych i hiperspektralnych stosowane są odpowiednie filtry na poszczególne linie lub grupy linii pikseli.

Do podstawowych parametrów określających funkcjonalność sensorów optycznych i ich użyteczność należą:

- Rozdzielczość przestrzenna (*Spatial Resolution*) – określa liczbę pikseli w macierzy w osiach X oraz Y.
- Rozdzielczość spektralna (*Spectral Resolution*) — określa zakres i wielkość kanałów spektralnych zastosowanych w sensorze.
- Wielkość pikseli (*Pixel Pitch*) — określa wielkość pojedynczego elementu światłoczułego. Większe piksele pozwalają na uzyskanie większego poziomu sygnału poprzez zebranie większej ilości fotonów.

- Czulość kwantowa (*Quantum Efficiency* - QE) — parametr określający odpowiedź sensora na wymuszenie w danej długości fali. Kluczowy parametr przy określeniu skutecznego zakresu obserwowanych zjawisk. W przypadku sensorów z więcej niż jednym pasmem spektralnym charakterystyka w postaci wykresu czulości w zależności od długości fali powinna być opracowana osobno dla każdego kanału.
- Głębia bitowa (*Bit depth*) — określa liczbę bitów wykorzystywanych do konwersji analogowo - cyfrowej. W przypadku komercyjnych misji obserwacyjnych wystarczające są sensory pracujące z maksymalną głębią 12-bit. W przypadku aplikacji naukowych rozdzielczości bitowe przekraczają 20-bitów.
- Poziom sygnału do szumu (*Signal to Noise Ratio* – SNR) — określa wartość użytecznego sygnału do szumu tła. Kluczowy parametr określający możliwości detekcji i rozróżnienia obserwowanych zjawisk.
- Prąd ciemny (*Dark Current*) — poziom sygnału pasożytniczego pojawiającego się w sensorze w zależności od temperatury. W przypadku aplikacji kosmicznych minimalizacja negatywnego wpływu tego parametru wymusza utrzymywanie niskiej i stabilnej temperatury sensora.
- Szybkość działania sensora/szybkość akwizycji (*Frame/Line per second* - FPS/LPS) – w przypadku sensorów polowych określana w klatkach na sekundę (FPS), w przypadku sensorów liniowych w liniach na sekundę (LPS).
- „Staging” – parametr opisujący sensory TDI (*Time Delay Integration*), które stosowane są szczególnie w aplikacjach, wymagających maksymalizacji stosunku sygnału do szumu. Sensory tego typu dokonują wielokrotnej akwizycji tego samego obszaru obrazu, poprzez sumowanie ładunku fotoelektrycznego na kolejnych liniach sensora, który przemieszcza się względem obrazowanego obiektu. Parametr „Staging” określa liczbę niezależnych linii poddawanych sumowaniu w celu uzyskania sygnału wynikowego.
- „Shutter type” – parametry opisujące sensory polowe. Określa typ odczytu pikseli z matrycy. Może być typu *rolling shutter* lub *global shutter*. Do aplikacji obrazowania wykorzystywane są sensory wyposażone w global shutter. Możliwości zastosowania matryc z migawką typu rolling shutter są w tym momencie eksplorowane przez ESA w kontekście zastosowania w układach nawigacyjnych (*star tracker*).

W procesie doboru sensorów do aplikacji obserwacyjnej kluczowym parametrem jest także wybór odpowiedniego sensora do zakresu obserwowanego wycinka widma promieniowania elektromagnetycznego, tj. odpowiedniego zakresu spektralnego pracy sensora. Zakres ten związany jest bezpośrednio z materiałem półprzewodnikowym, wykorzystanym do wytworzenia sensora. Najbardziej rozpowszechnionym materiałem do budowy sensorów jest krzem, jednak jego wykorzystanie wiąże się z ograniczeniami użyteczności obserwowanej długości fali elektromagnetycznej do ok. 1100 nm. W przypadku obserwacji w zakresie dłuższych długości fali światła (SWIR/MWIR) niezbędne jest zastosowanie innych materiałów. Na rys. 3.13 przedstawiono rodzaje materiałów stosowanych do wytwarzania sensorów oraz zakresy pasm optycznych, w których one pracują.



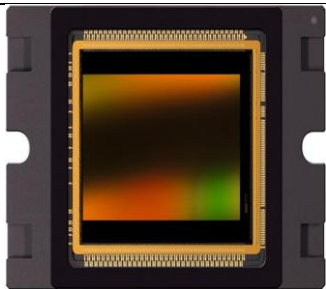
Rys. 3.13. Materiały wykorzystywane do budowy sensorów w zależności od zakresu czułości spektralnej [50]. Oznaczenia: UV – zakres światła ultrafioletowego, SWIR zakres bliskiej, MWIR – średniej, LWIR, dalekiej i VLWIR dalekiej podczerwieni

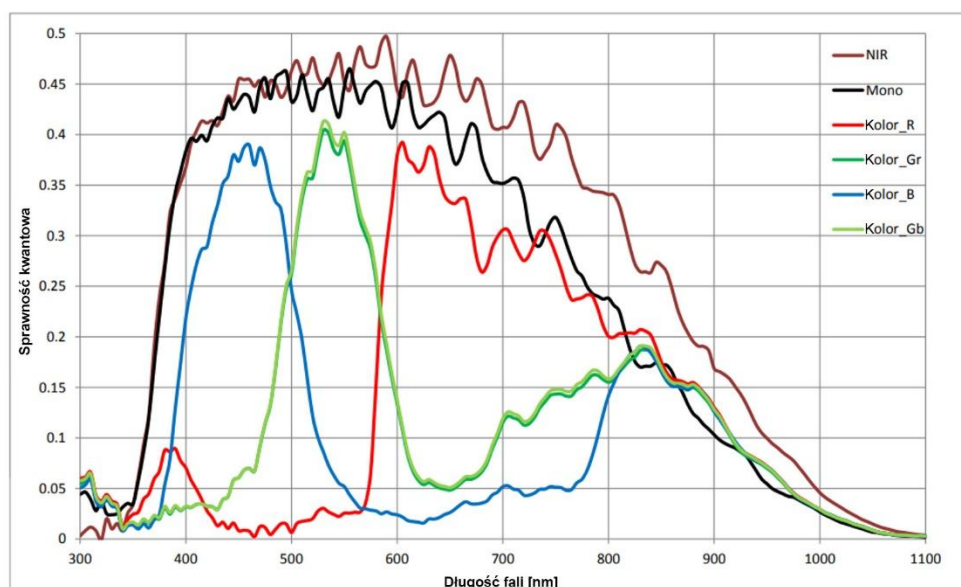
Jak można zauważyć, do szeroko rozpowszechnionych materiałów w zakresie podczerwieni należą takie podwójne i potrójne związki arsenu, galu, indu, czy antymonu, jak InAs, InSb, InGaAs. Zastosowanie znajdują także detektory na bazie związków rtęci, np. HgCdTe.

W tabeli 3.2, dla przykładu, przedstawiono wybrane parametry oraz widok sensora polowego AMS serii CMV 12000. Sensory serii CMV zostały wielokrotnie sprawdzone w warunkach kosmicznych. Dostępne są w wersji panchromatycznej VIS, RGB lub

o rozszerzonej czułości NIR (do 1100 nm). Charakterystyki spektralne tego sensora zamieszczono na rys. 3.14.

Tabela 3.2. Parametry oraz zdjęcie sensora CMV 12000 [51]

Parametr	Wartość	
Wielkość matrycy (liczba pikseli)	4096 H x 3072 V	
Czułość spektralna	Mono, RGB, Mono + NIR	
Wielkość piksela	5,5 μm x 5,5 μm	
Szybkość akwizycji	do 300 FPS	
Rodzaj	polowy, panchromatyczny lub RGB VIS	
Materiał bazowy	Si	



Rys. 3.14. Czułość spektralna sensora CMV 12000 [51]

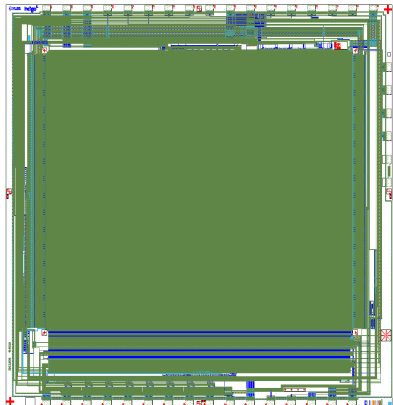
Kolejnym przykładem sensora, na który warto zwrócić uwagę jest sensor Teledyne Orbis (IC-45-12k). Jest to przedstawiciel sensora linijkowego, multispektralnego TDI firmy Teledyne. Sensory te dedykowane są do zastosowań obserwacyjnych o bardzo dużej rozdzielczości dla branży kosmicznej, szczególnie w tzw. obszarze NewSpace. Opracowane zostały w standardzie o podwyższonej odporności na promieniowanie. Sensor pracuje w paśmie VIS (panchromatycznie) oraz w wydzielonych pasmach spektralnych w ramach VIS. W tabeli 3.3 zebrano najważniejsze parametry tego sensora oraz przedstawiono jego widok.

W tabeli 3.4 przedstawiono z kolei podstawowe parametry oraz widok matrycy sensora FLIR ISC1202. Jest to sensor bazujący na InGaAs przystosowany do pracy w przemyśle.

Tabela 3.3. Podstawowe parametry i zdjęcie sensora IC-45-12k [52]

Parametr	Wartość	
Wielkość matrycy (liczba pikseli)	Panchromatyczne: 12288 H Multispektralne: 3072 H	
Liczba kanałów	Panchromatyczne: 2 Multispektralne: 4	
Wielkość piksela	Panchromatyczne: 7 μm x 7 μm Multispektralne: 28 μm x 28 μm	
Szybkość akwizycji	Panchromatycznie: 40 kHz Multispektralne: 10 kHz	
Typ sensora	Multispektralny, Inijkowy, TDI VIS	
Materiał bazowy	Si	

Tabela 3.4. Podstawowe parametry i zdjęcie sensora FLIR ISC1202 [53]

Parametr	Wartość	
Wielkość matrycy (liczba pikseli)	640 H x 512 V	
Liczba kanałów	1	
Wielkość piksela	15 μm x 15 μm	
Szybkość akwizycji	120 FPS	
Typ sensora	Polowy, panchromatyczny 1000 nm - 1700 nm	
Materiał bazowy	InGaS	

Pojedyncze sensory, układy filtrujące, ogniskujące wiązkę, itd. stosowane są następnie do budowy kamer, wykorzystywanych w różnego typu aplikacjach. W tabeli 3.5 zamieszczono przegląd dostępnych na rynku kamer wykorzystywanych do budowy systemów obrazowania multi- i hiperspektralnego.

Tab. 3.5. Przegląd kamer stosowanych w systemach hiperspektralnych i ich parametry. Oznaczenia: FOV (Field of View) - pole widzenia, FPS (*Frame Per Second*) – liczba klatek na sekundę/szybkość akwizycji [54]

Producent	Model	Typ sensora/akwizycji	Detektor	Rozdzielczość [Mpx]	FOV [stopnie]	Zakres spektralny [nm]	Liczba kanałów	FPS [Hz]	Waga [kg]	Dodatkowe uwagi
CORNING	microHSI 410	pushbroom	CCD/CMOS hybrid	-	29,5	400-1000	-	300	0,45	microHSI 410 SHARK, detektor w układzie do teledetekcji
CUBERT	ultris x20 plus	-	-	3	35	350-100	164	6	0,63	-
ELDIM	EZLITE HXS	-	Cooled CCD	3	±60	400-700	15(VIS) + 2(NIR)	-	10,00	Odległość od przedmiotu – 4,5mm, badany obszar <2mm
EVK	HELIOS EQ32	-	-	320px	-	900-1700	8	446	7,80	C-mount, Ochrona przemysłowa IP54
Ocean Insight	FD-1665	-	CCD	1	-	400-1100	3-8	70	-	-
GAMAYA		-	Sensor OXI	2		450-950	16,25,40,100	16-30	0,10	-
HINDSIGHT	SpecVu	pushbroom	CMOS	2,3	6-22	400-1000	600	-	2,00	-
IMEC	SNAPSCAN SWIR	-	-	0,8	-	1100-1650	100	-	0,895	C-mount
	SNAPSCAN VNIR	-	-	7	-	470-900	150	-	0,58	
	SNAPSHOT UAV VIS+NIR	-	-	1	-	480-860	25	50	0,50	
INNO-SPEC	redeye 1.7	-	-	0,08	-	950-1700	Up to 66	330	4,30	Standard przemysłowy IP65, IP67
	RedEye 2.2	-	-	0,08	-	1200-2200	Up to 66	330	10,50	
	Blueeye	pushbroom	CMOS	4	-	220-380	-	40	1,30	-
	Greeneye	pushbroom	CMOS	1	-	400-1000	-	54	2,00	-
JAI	Fusion Series			2	-	405-1000	4 (VIS+NIR)	200	-	-
LLA instruments	uniSPEC0.9 HSI	pushbroom	CMOS	-	-	395-995	-	11-500	16,80	Standard przemysłowy IP67/IP65,
	KUSTA1.7 MSI		InGaAs	-	-	950-1700	-	270		
	KUSTA1.9 MSI			-	-	1320-1900	-	795		
	Kusta2.2 MSI			-	-	1620-2190	-	795		
MicaSense	Dual Camera System	-		3,6	47	475-740	10	-	0,508	-
SPECIM	FX50	-	InSb	-	24,45,60	2700-5300	154	380	7	-
	FX-10	-		1	40	400-1000	220	>330	1,4	-
	FX-17	-	InGaAs		40	900-1700	230	>670	1,4	-
	IQ	pushbroom	-	-	-	400-1000	-	-	-	Kamera mobilna
	LWIR	-	-	-	-	8000-12000	42/84	-	3,50/13,10	-
HySpex	VNIR-1800		CMOS		17	400-1000	186	260	5,00	-
	VNIR-3000N	-	-	-	16	400-1000	300	117	5,00	-
	VS-1200	-	-	-	40	400-1000	400	285	35	-
	SWIR-640	-	-	-	16	960-2500	360	140	4,10	-
	mjolnir VS-620	-	-	-	20	400-2500	490	285(VIS) 100(NIR)	6,00	-
	Baldur V-1024 N	-	-	-	16/40	400-1000	72/88	-	-	-

3.6. PRZEGLĄD AKTUALNYCH WYZWAŃ TECHNOLOGICZNYCH

Biorąc pod uwagę, że historia rozwoju systemów multispektralnych sięga lat pięćdziesiątych, a w przypadku rozwiązań analogowych, nawet dziewiętnastego wieku, większość współczesnych wyzwań w obrazowaniu spektralnym należy do znacznie młodszej odmiany, czyli obrazowania hiperspektralnego. Wyzwania te obejmują zarówno aspekty akwizycji, jak i przetwarzania oraz analizy danych. Oczywiście w zależności od tego, czy rozpatrywany jest system teledetekcyjny (platformy lotnicze/satelitarne), czy też system obrazowania lokalnego (kamery do przemysłu/badań laboratoryjnych), wyzwania mogą się różnić i być w inny sposób adresowane. Natomiast wszystkie platformy ograniczone są przez podobne ogólne aspekty obrazowania hiperspektralnego. Kluczowe obszary wyzwań to [CA20]:

- Wysoki poziom skomplikowania układu optycznego, sensorów oraz filtrów pozwalających na akwizycję obrazu hiperspektralnego. Realizacja niskokosztowych, możliwych do wytwarzania seryjnego lub masowego filtrów, nanoszonych na lub przed sensor CMOS/CCD jest wciąż wyzwaniem globalnego rynku fotonicznego. W wielu dostępnych rynkowo rozwiązaniach możliwa jest maksymalizacja tylko dwóch z trzech parametrów: cena, jakość, czas realizacji. Dla przykładu, wysokiej jakości filtry F-P firmy IMEC są wysoką jakościowo alternatywą dla filtrów nanoszonych na szkło przed detektorem, natomiast ich cena jest znacznie wyższa.
- Wymóg zastosowania sensorów o wysokiej czułości radiometrycznej. W przypadku najczęściej uzbrajanych w zdolności hiperspektralne sensorów czyli matryc CMOS, ich sprawność radiometryczna wciąż nie zapewnia szerokiej aplikacyjności. Z uwagi na swoją budowę, ich sprawność radiometryczna jest na tyle niska, że niemal w każdej aplikacji wymaga albo pełnego Słońca albo oświetlaczy halogenowych jako źródło światła [55].
- Duża trudność w uzyskaniu obrazów hiperspektralnych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej. Jedynie skanery przestrzenne i przestrzenno-spektralne mogą zapewnić wysoką rozdzielczość przestrzenną przy jednoczesnej wysokiej szybkości akwizycji. Skanery spektralne oraz typu snapshot to zawsze kompromis między rozdzielczością a szybkością akwizycji. Stanowi to poważne wyzwanie, które przy obecnym stanie techniki wyklucza zastosowanie HSI do użytku podobnego, jak kamery RGB (np. w postaci ręcznych kamer).

- Wysoki poziom skomplikowania danych hiperspektralnych. Każde rozwiązanie HSI, to wysoce skomplikowany instrument, co przekłada się na konieczność zaangażowania wyspecjalizowanej kadry do akwizycji, obsługi i przetwarzania danych.
- Stosunkowo duży rozmiar obrazów hiperspektralnych. Jedynie instrumenty niskich rozdzielczości lub sprawności radiometrycznej, czyli skanery przestrzenno-spektralne oraz typu snapshot pozwalają na realizację w postaci małych urządzeń, np. do platform UAV lub desktop. Pozostałe rozwiązania wymagają dużego rozmiaru i podwyższonego skomplikowania optomechatronicznego w realizacji akwizycji.
- Skomplikowany proces kalibracji radiometrycznej, kluczowej do większości zastosowań. Jakość realizacji każdej aplikacji HSI wymaga regularnych i czasochłonnych procedur kalibracyjnych.
- Wymóg zastosowania zaawansowanych algorytmów w celach klasyfikacji danych hiperspektralnych. Instrumenty HSI generują strumień danych o wysokiej objętości. Wymaga to zastosowania algorytmów ML (*Machine Learning* – uczenie maszynowe, czyli zaawansowane algorytmy technik informacyjnych, będące pierwszym stopniem Sztucznej Inteligencji) do redukcji wymiarowości, a także rozwiązań DL (*Deep Learning* – uczenie głębokie, czyli podkategoria uczenia maszynowego, polegająca na tworzeniu sztucznych sieci neuronowych) do klasyfikacji obiektów.
- Wysoka cena implementacji rozwiązań hiperspektralnych. Wysoki poziom skomplikowania rozwiązań HSI przekłada się na wysoką cenę, co jest głównym ograniczeniem w zastosowaniu tej metody w szerokim polu aplikacji codziennego użytku.

Podsumowując, rozważania przedstawione w niniejszym rozdziale pokazują główne bariery obrazowania hiperspektralnego, które spowalniają i wstrzymują ich szerokie zastosowanie w dziedzinach życia codziennego, a także w niskomarżowych obszarach przemysłu wytwórczego. Zarówno wysoki poziom skomplikowania, odzwierciedlający się we względnie dużym rozmiarze i koszcie kamer HSI, jak i również wymóg gromadzenia i przetwarzania obszernego strumienia danych, powoduje, że techniki hiperspektralne znajdują na razie wąskie grono aplikacji. Daje się zauważyć potrzebę przededefiniowania potrzeb lub sposobu syntezy układów HSI, aby dziedzina obrazowania spektralnego i towarzyszące jej zalety, mogły poprawić zarówno jakość życia, jak i przesunąć granice możliwości nauki i techniki.

4. APLIKACJE WYKORZYSTUJĄCE OBRAZOWANIE MULTI I HIPERSPEKTRALNE

Jak wspomniano w rozdziale 2.3, obrazowanie multi i hiperspektralne znajduje szerokie zastosowanie. Niniejszy rozdział opisuje kluczowe aplikacje w przemyśle wytwórczym, w sektorze kosmicznym, górniczym oraz aplikacje rolnicze, realizowane między innymi w firmie Scanway S.A., w której wdrożone zostały wyniki niniejszej pracy doktorskiej.

4.1. APLIKACJE W PRZEMYŚLE WYTWÓRCZYM

Jedną z najbardziej rozpowszechnionych aplikacji, wykorzystujących obrazowanie hiperspektralne w przemyśle wytwórczym jest sortowanie produktów spożywczych. Aplikacja tego typu bardzo często jest rozszerzona o wykrywanie zanieczyszczeń i ciał obcych w partii spożywczej. Stosowanie tego typu rozwiązań hiperspektralnych w tej branży podyktowane jest kilkoma wymogami, jakie stawia się szeroko pojętej produkcji spożywczej. Są to:

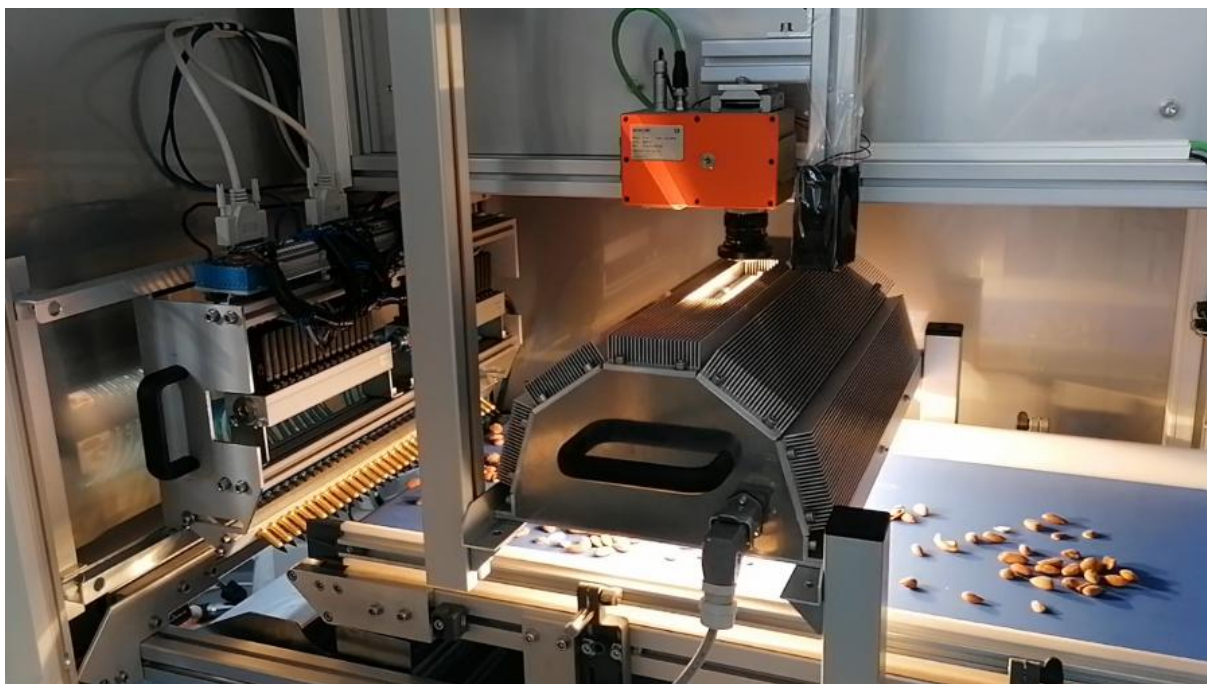
- wymóg nieinwazyjności – konieczność braku styku instrumentu pomiarowego z produktem i brak ingerencji w jego strukturę,
- wymóg stuprocentowej kontroli jakości – konieczność sprawdzenia każdego produktu,
- zdolność do pracy w trybie ciągłym i szybkim – konieczność minimalizacji przestojów w produkcji i obsługa dużych wolumenów produktów.

Kluczowe również z punktu widzenia charakteru branży spożywczej jest minimalizowanie ryzyka związanego z dopuszczeniem ciał obcych do produktu końcowego. W odróżnieniu od wielu innych branż, przepuszczenie defektu produktu w postaci zawartości ciał obcych, skutkować będzie znacznie dotkliwszymi konsekwencjami dla zakładu produkcyjnego niż zwrot produktu. Bardzo często skuteczność systemu kontroli jakości w dłuższej perspektywie definiuje reputację firmy, a błędy mogą doprowadzić do istotnych problemów finansowych.

W związku z opisanymi aspektami, systemy hiperspektralne pomimo swojej wysokiej ceny, szybko znalazły zastosowanie w branży produkcji spożywczej. Do kluczowych podmiotów oferujących rozwiązania w zakresie systemów hiperspektralnych na świecie zaliczyć można takie firmy, jak: TOMRA Food, Specim, Headwall Photonics, czy Scanway S.A. - podmiot współpracujący w ramach niniejszego doktoratu.

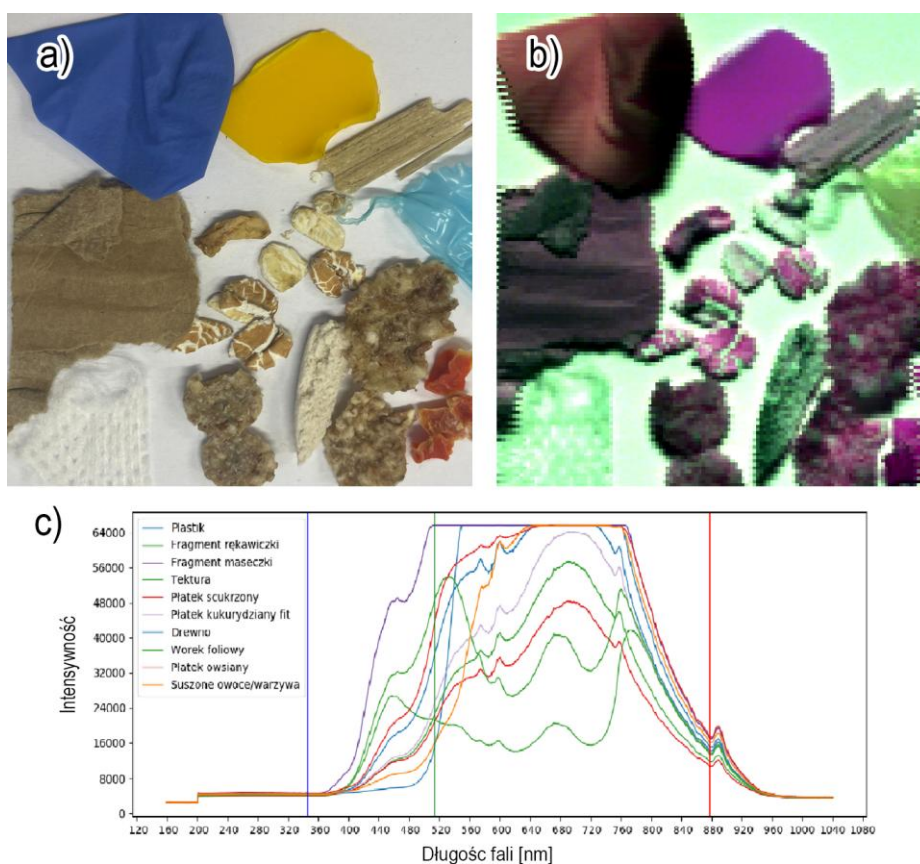
Na rysunku 4.1 przedstawiono przykład aplikacji hiperspektralnej dla branży spożywczej, a dokładniej w zakładzie przetwórstwa migdałów. Na rysunku można zauważyć przenośnik taśmowy, na którym znajdują się migdały przetwarzane przez zakład przetwórczy. Nad przenośnikiem zawieszony jest układ akwizycji danych hiperspektralnych w postaci

kamery firmy Specim wraz z blokiem oświetlaczy wysokiej mocy. Obraz ten przedstawia jedno z wyzwań towarzyszących obrazowaniu hiperspektralnemu, jakim jest wymóg zapewnienia dużej ilości światła z uwagi na wąski zakres czułości spektralnej kanałów hiperspektralnych.



Rys. 4.1 System hiperspektralnej kontroli jakości w branży spożywczej [56]

Kamera hiperspektralna umożliwia wykrycie wszystkich obiektów, które nie są zgodne z sygnaturą spektralną obserwowanego produktu spożywczego. Różnica między sygnaturami spektralnymi różnych obiektów (spożywczych i ciał obcych) przedstawiona jest na rysunku 4.2. Rysunek 4.2 przedstawia zestawienie obrazu RGB, obrazu przetworzonego z kamery HSI oraz sygnatury spektralne obiektów na obrazie. Rysunek uwidacznia jak bardzo różni się zestaw danych pochodzących z kamery RGB oraz dane z obrazu hiperspektralnego po przetworzeniu w celu uwidocznienia różnic między różnymi sygnaturami spektralnymi. Takie obiekty, jak tektura i drewno, choć w ludzkim oku wyglądają na obiekty o podobnym kolorze, można rozróżnić za pomocą kamery HSI.



Rys. 4.2 Zestawienie: a) obrazu RGB z konwencjonalnej kamery; b) przetworzony obraz hiperspektralny ze sztucznymi kolorami uwidaczniającymi różne sygnatury spektralne; c) sygnatury spektralne obiektów na obrazie HSI. **Dane i opracowanie Autora**

Inne, istotne aplikacje hiperspektralne w przemyśle wytwórczym to:

- inspekcja materiałów kompozytowych i tworzyw sztucznych – wykrywanie inkluzji, różnic w składzie chemicznym,
- kontrola powłok i lakierów – ocena jednorodności warstw, wykrywanie mikrouszkodzeń na powierzchniach lakierowanych,
- weryfikacja składu chemicznego w czasie rzeczywistym – np. rozpoznawanie stopów metali oraz czystości farmaceutyków,
- sortowanie odpadów – wykrywanie różnych tworzyw.

4.2. APLIKACJE KOSMICZNE

Jedną z dziedzin nauki i techniki, która najszybciej wykorzystwała obrazowanie hiperspektralne jest sektor kosmiczny (rozdział 3.2). Jest to spowodowane tym, że obserwacje z dużej odległości (*remote sensing*), jakie umożliwiają satelity, bardzo często wykorzystywane są do klasyfikacji obiektów w polu widzenia oraz mają dostęp do bardzo uniwersalnego i potężnego źródła światła jakim jest Słońce. Szczególnie, w naukach o naszej planecie,

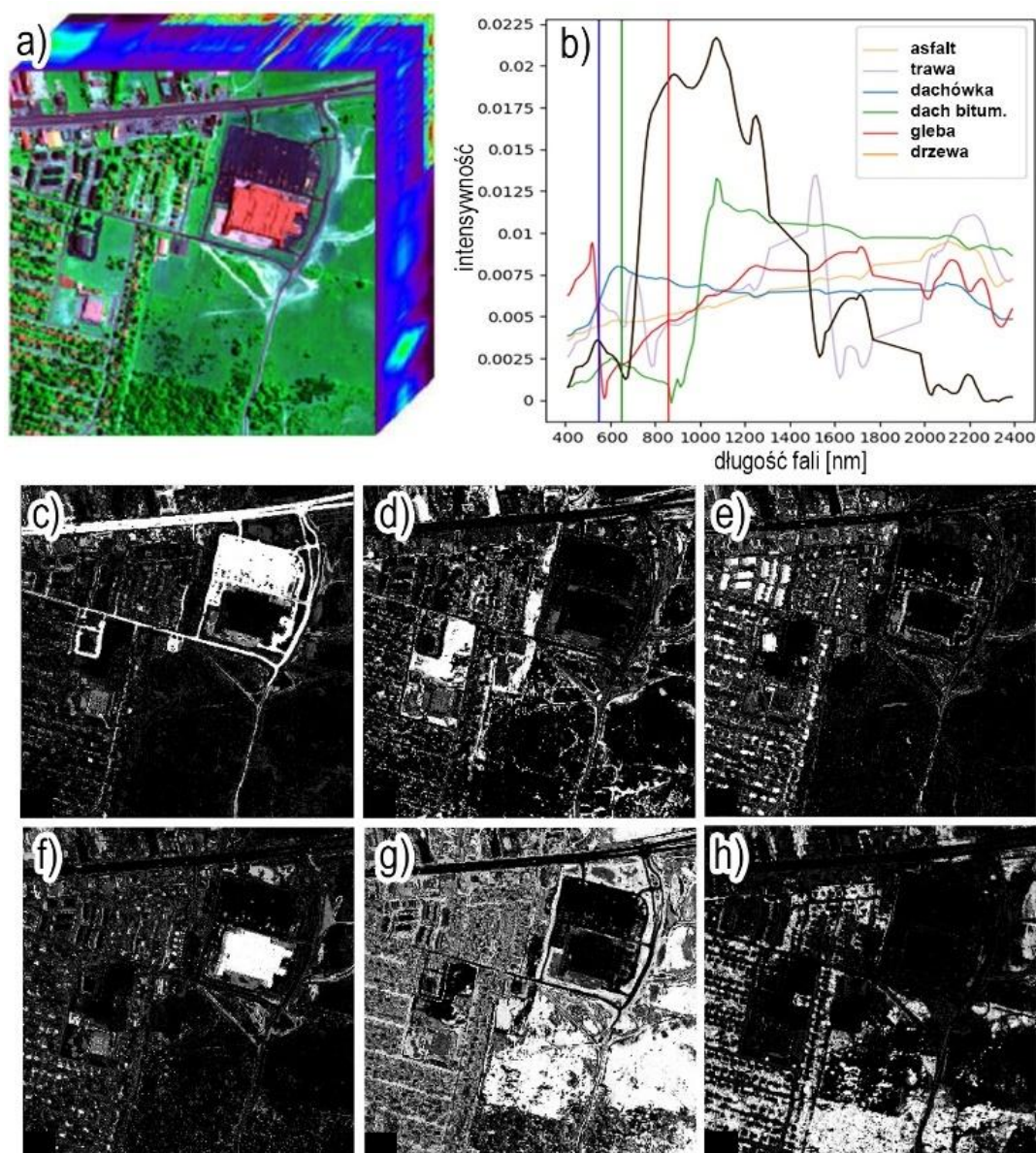
wykrywanie sygnatur spektralnych obiektów oraz substancji jest wyjątkowo pożądaną funkcjonalnością. Coraz częściej stosowane są również kamery multi i hiperspektralne wykorzystujące pasma poza zakresem światła widzialnego, co dostarcza jeszcze więcej informacji np. na temat lokalnego składu gazowego atmosfery Ziemi.

Jedną z najczęściej obecnie realizowanych aplikacji HSI w platformach satelitarnych jest detekcja zmian w pokryciu terenu i monitorowanie urbanizacji. Aplikacja ta dobrze wpisuje się w możliwości instrumentów hiperspektralnych, stosowanych w satelitach, z kilku powodów. Są to:

- wymóg obserwacji zdalnej umożliwiający zobrazowanie całego terenu w jednej chwili z tej samej perspektywy w celu normalizacji danych,
- wymóg identyfikacji tysięcy różnych rodzajów materiałów umożliwiający rozróżnianie obiektów w bardzo zróżnicowanym środowisku zurbanizowanym,
- wymóg obserwacji wielu obszarów w krótkim czasie – bardzo często użytkownikiem takich danych jest publiczny zarząd regionu lub państwa, który gromadzi dane statystyczne z wielu miast i obszarów.

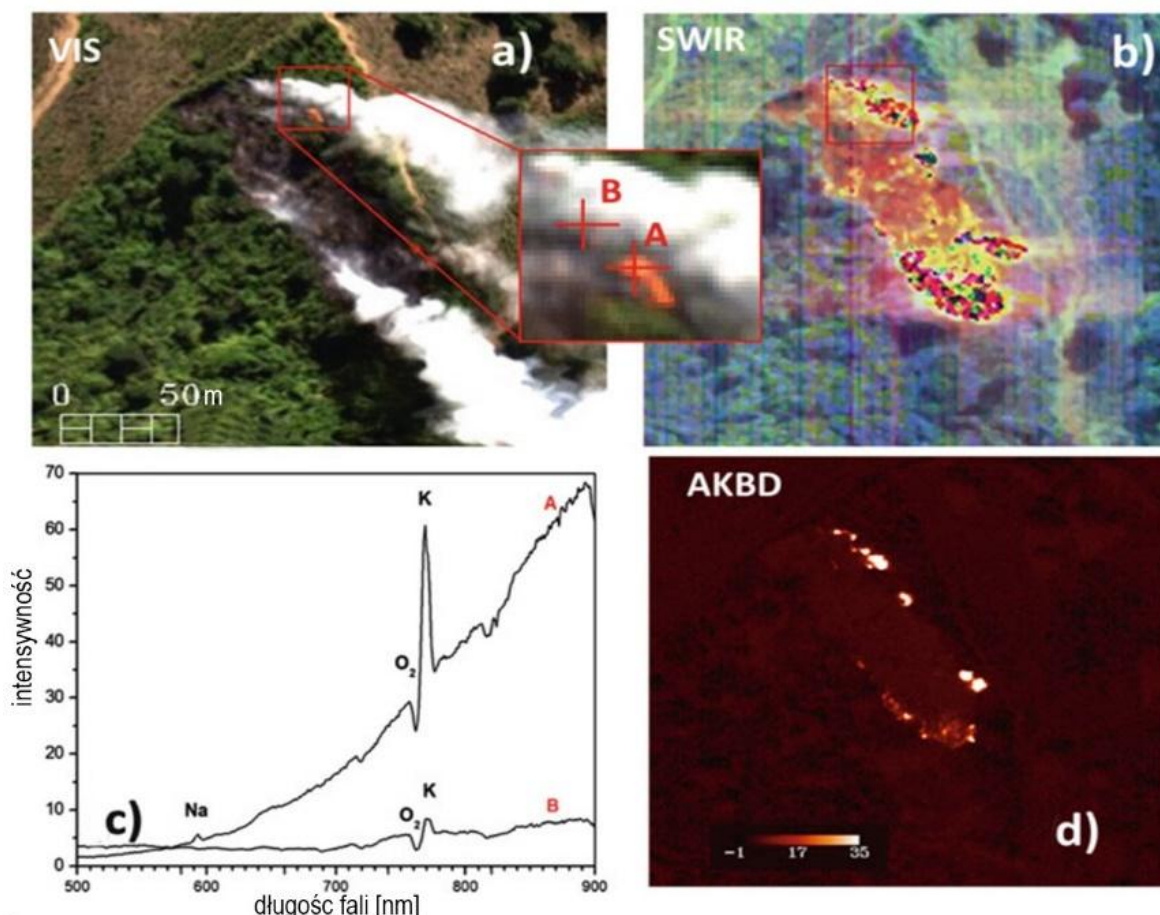
Instrumenty hiperspektralne są również bardzo pożądane w sektorze satelitarnym ze względu na ich uniwersalność. Gromadząc dane w sposób ciągły, satelity umożliwiają archiwizację dużych połaci terenu. Archiwizacja danych hiperspektralnych z dużego obszaru umożliwia wsteczne opracowywanie aplikacji na podstawie danych historycznych. Jest to szczególnie przydatne w analityce i predykcji zjawisk przyrodniczych, geologicznych, klimatycznych oraz hydrologicznych.

Na rysunku 4.3 przedstawione zostało zestawienie obrazu RGB, wraz z sygnaturami spektralnymi obiektów na obszarze zurbanizowanym oraz wyselekcjonowane piksele najlepiej dopasowane do sygnatur. Rysunek ten wyraźnie pokazuje zalety aplikacji satelitarnych i lotniczych z wykorzystaniem instrumentów hiperspektralnych. Dzięki przeprowadzeniu operacji klasyfikacji obiektów poprzez porównywanie sygnatur spektralnych z wzorcem, możliwe jest stworzenie map przestrzennych rozłożenia obiektów o różnym składzie chemicznym. Umożliwia to wiele aplikacji, związanych z zarządzaniem przestrzennym, analizą stanu infrastruktury, ekologią i zarządzaniem skarbowym (określanie wysokości podatków na podstawie obiektów na terenie nieruchomości).



Rys. 4.3 Zestawienie: a) obrazu RGB z konwencjonalnej kamery; b) sygnatur spektralnych obiektów na obrazie HSI; mapy pikseli dopasowanych do sygnatur spektralnych: c) asfaltu; d) trawy; e) dachów z pokryciem ceramicznym; f) dachów z pokryciem bitumicznym; g) gleby; h) drzew. **Opracowanie Autora** [58] na podstawie danych z instrumentu HYDICE [57]

W aspekcie zastosowań systemów hiperspektralnych w aplikacjach kosmicznych pod kątem ochrony środowiska, na szczególną uwagę zasługuje tzw. indeks AKBD (*Advanced Key Band Difference*). Indeks ten związany jest z pasmem SWIR oraz pikiem emisyjnym potasu, aktywowanym przez reakcje na poziomie cząsteczkowym w trakcie pożaru drzew. Indeks AKBD może służyć do określania rozmiaru pożaru, nawet jeśli obraz powierzchni gruntu przykryty jest obfitym dymem, ponieważ promieniowanie w paśmie NIR i SWIR nie przechodzi przez pyły zawieszone i dym. Na rys. 3.4 pokazano obrazy oraz sygnatury spektralne płonącej biomasy i jej składników.



Rys. 4.4 Zestawienie: a) obrazu RGB z konwencjonalnej kamery z zaznaczeniem dwóch punktów pomiarowych; b) obraz w paśmie SWIR; c) sygnatury spektralne obiektów na obrazie HSI; d) obraz wynikowy z mapą indeksu AKBD; Dane z instrumentu HYPER-SIM.GA [59]

Zestawienie przedstawione na rys. 4.4 pozwala stwierdzić jak użyteczny może być indeks AKBD, wyznaczany jako różnica w intensywności pikseli między pasmem emisji potasu w trakcie pożaru (770 nm) oraz pasmem referencyjnym (780 nm). Stworzona w ten sposób mapa pozwala na wykrycie obszarów z biomasą aktywnie płonąącą, czyli taką na której należy skupić czynności gaśnicze. Oprócz wymienionych aplikacji hiperspektralnych w sektorze kosmicznym, częste zastosowania obejmują również ocenę kondycji roślinności, badania zmian klimatu, identyfikację skażeń środowiska naturalnego oraz technologie wojskowe.

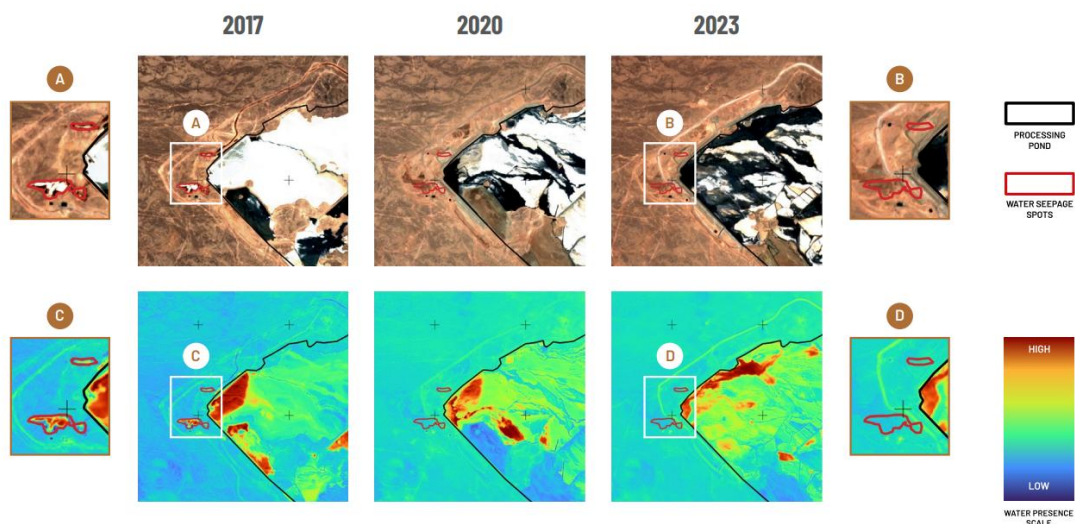
4.3. APLIKACJE GÓRNICZE

Gałąź gospodarki coraz chętniej korzystająca z obrazowania hiperspektralnego to branża górnicza. Jest to związane z tym, że różne minerały cechują się zróżnicowanymi sygnaturami spektralnymi, co przekłada się na możliwość detekcji złóż dzięki danym HSI. Nie dziwi zatem fakt, że istnieje wiele aplikacji górniczych wykorzystujących tę technikę.

Najważniejsze aplikacje w tym sektorze to:

- Zdalne rozpoznawanie składników skał i minerałów – np. identyfikacja pokładów miedzi, żelaza, metali ziem rzadkich na podstawie sygnatur spektralnych.
- Monitorowanie składowisk odpadów górniczych i hałd – np. ocena zagrożeń chemicznych i pyłowych.
- Rekultywacja terenów pogórniczych – śledzenie dynamiki odradzającej się roślinności wokół terenów pokopalnianych oraz monitoring hydrologiczny.
- Ocena wpływu aktywnego obszaru górniczego na środowisko naturalne – wykrywanie zmian w szacie roślinnej i wczesne ostrzeżenie o transferze mas wody.
- Eksploracja innych planet i ciał niebieskich – jest to aplikacja z pogranicza górnictwa i sektora kosmicznego, jednakże instrumenty hiperspektralne są wykorzystywane do wykrywania złóż minerałów i pierwiastków na innych planetach, księżycach i asteroidach do potencjalnej eksploatacji w przyszłości.

Na szczególne wyróżnienie zasługują aplikacje związane z oceną wpływu działalności górniczej na środowisko naturalne. Na rynku spotkać można firmy zajmujące się tworzeniem narzędzi analitycznych specjalnie na takie potrzeby. Na rysunku 4.5 przedstawiono przykład takiej aplikacji. Zadaniem tego systemu był monitoring fragmentu terenu w bliskiej okolicy kopalni lub składowiska odpadów górniczych, który wykazywał cechy przesiekania zanieczyszczonych mas wody do środowiska naturalnego. Na obrazie zauważyć można różnicę w kolejnych latach od 2017 roku do 2023 roku. Początkowo, obszar oznaczony literą A i C wykazywał obecność dużej ilości zanieczyszczeń. Dzięki działaniom zapobiegawczym, w kolejnych latach poziom zanieczyszczenia i nawodnienia zmniejszył się, co przedstawiają kwadraty B i D. Twórcy raportu nie podają informacji jak wyznaczony był wskaźnik nawodnienia (które jest tożsame z zanieczyszczeniem), jednakże został on wyznaczony na podstawie danych HSI.



Rys. 4.5 Wycinek z raportu komercyjnego narzędzia TerraEye wrocławskiej firmy Four Point, przedstawiający zestawienie obrazów RGB oraz mapę wskazującą na przecieki podskórne mas wody z wyrobiska lub składu odpadów górniczych w kopalni Sierra Gorda [60]

Instrumenty hiperspektralne w górnictwie mogą być stosowane również w postaci przenośnej. Na obrazie 4.6 przedstawiono przykład zastosowania skanera badawczego w warunkach podziemnego przodka górniczego. Instrumenty tego typu mogą służyć np. ocenie jakości złóż w trakcie lub pomiędzy prowadzeniem prac górniczych.



Rys. 4.6 Skaner opracowany w trakcie realizacji doktoratu wdrożeniowego w trakcie gromadzenia danych hiperspektralnych w obrębie wyrobiska miedzionośnego. **Materiał Autora**

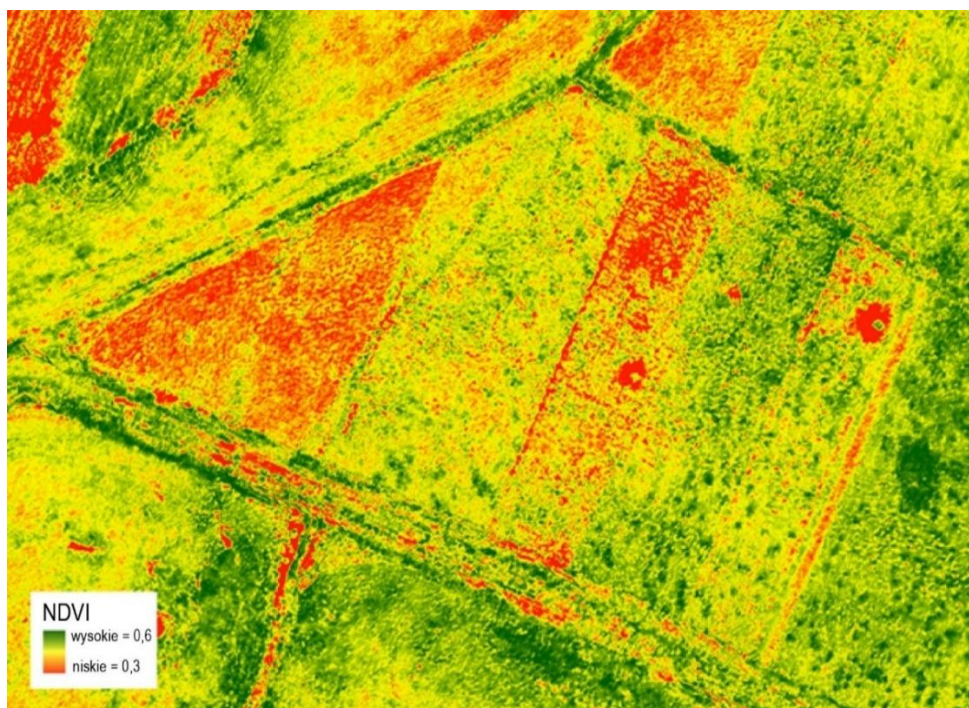
4.4. APLIKACJE ROLNICZE

Aplikacje rolnicze były główną motywacją do rozwoju technik obserwacji hiperspektralnych w połowie ubiegłego wieku, co zostało obszernie opisane w rozdziale 3.2. Jest to spowodowane wysoką wydajnością w wykrywaniu rozmaitych patogenów roślinnych, a także zmian zdrowotnych i dojrzałości roślin na obrazach hiperspektralnych. Możemy wyróżnić kilka najczęściej spotykanych rolniczych aplikacji HSI:

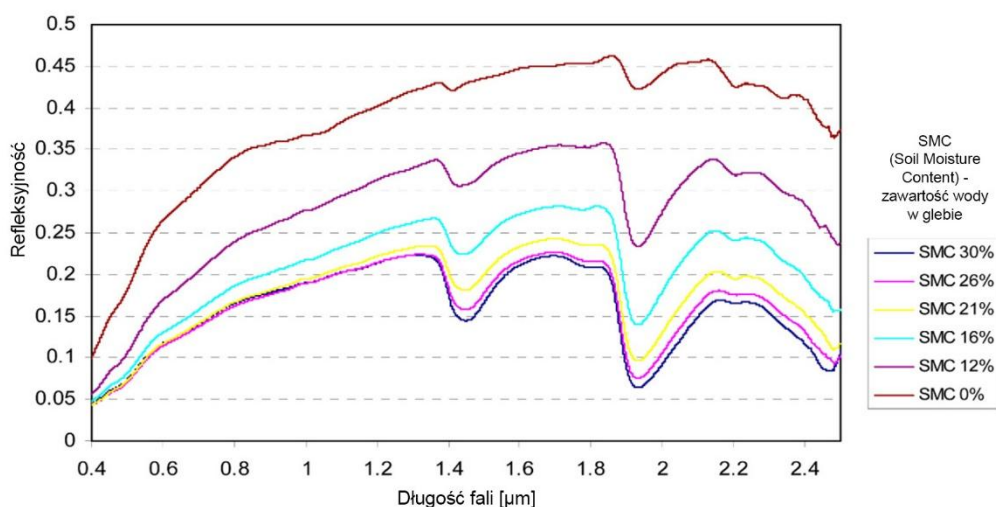
- monitorowanie zdrowia roślin i stresów środowiskowych – np. identyfikacja niedoborów wody, chorób, szkodników,
- mapowanie przestrzennego zróżnicowania upraw – np. w celu dostosowania nawożenia i nawadniania (rolnictwo precyzyjne),
- określanie dojrzałości plonów i momentu zbioru – np. określanie dojrzałości winorośli, upraw owocowych oraz zbóż,
- klasyfikacja typów roślin i ocena bioróżnorodności – np. dla monitorowania zmian w strukturze upraw.

Jednym z najczęściej stosowanych w rolnictwie indeksów (współczynników spektralnych korespondujących z parametrami roślin) jest indeks wegetacji NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Jest to współczynnik, który wprost informuje o tym czy roślina jest zdolna do odbijania promieniowania podczerwonego, co ma przełożenie na stan zdrowia rośliny. Na rysunku 4.7 przedstawiono mapę indeksu NDVI pola uprawnego. Można na nim zauważyć zróżnicowanie współczynnika wegetacji na obszarze zmapowanym przez kamerę hiperspektralną.

Na szczególną uwagę zasługują również aplikacje związane z monitoringiem wód gruntowych. W przypadku obserwacji hiperspektralnych w paśmie SWIR możliwe jest również wyznaczenie poziomu wilgotności w glebie. Na rys. 4.8 przedstawiono porównanie widm spektralnych dla różnego poziomu wilgotności gleby. Widoczne na nim zróżnicowanie sygnatur spektralnych gleb o różnej zawartości wody, sugeruje możliwość wykorzystania w aplikacjach zdalnej oceny zasobów wodnych. Co istotne, wyraźnie zauważalne są różnice przy glebie o niewielkiej zawartości wody. Jest to ważne dla umiejętnego gospodarowania ograniczonymi zasobami wody i dystrybucją wody w okresach suszy.



Rys. 4.7 Mapa NDVI pola uprawnego, przekładająca się pośrednio na stan zdrowia roślin [61]



Rys. 4.8 Porównanie sygnatur spektralnych gleb o różnej zawartości wody – SMC (*Soil Moisture Content*) w zakresie 400 do 2400 nm [62]

Przedstawione w niniejszym rozdziale aplikacje pokazują uniwersalność obrazowania hiperspektralnego w różnych zastosowaniach, a zarazem dowodzi, jak ważnych informacji mogą one dostarczać. Zobrazowania te powstały dzięki zastosowaniu złożonych i drogich systemów hiperspektralnych, które dostarczyły ogromnej ilości danych koniecznych do przetworzenia. Dla przykładu przedstawione na rys. 4.3 mapy wymagały obróbki obrazu hiperspektralnego zbudowanego z 210 kanałów spektralnych, który pomimo niewielkiej rozdzielczości wynoszącej 307x307 pikseli, zajmował przestrzeń dyskową o rozmiarze 40

megabajtów. Obraz pokrywający większy obszar lub o większej rozdzielczości to pojedynczy pakiet danych o rozmiarze przekraczającym kilka gigabajtów. Jest to znacznie więcej niż obrazy RGB, które zazwyczaj są przetwarzane.

Zgodnie z hipotezą postawioną w niniejszej pracy (Rozdział 1.2) możliwe jest skonstruowanie uproszczonych systemów (multi) spektralnych, wykorzystujących wybrane zestawy danych niezbędnych w konkretnym zastosowaniu. Kolejne rozdziały niniejszej pracy przedstawiają badania zrealizowane przez Autora, które miały na celu:

1. Opracowanie metodologii redukcji wymiarowości danych.
2. Uproszczenie budowy instrumentu spektralnego.
3. Opracowanie metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego.

5. TECHNIKI PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HSI

W niniejszym rozdziale przedstawione zostały techniki przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych. Są to metody stosowane w wielu aplikacjach, jak również w dalszych rozdziałach niniejszej pracy. Opisy dotyczą zarówno technik przygotowawczych do przetwarzania (np. odsumianie), jak również zaawansowane techniki redukcji wymiarowości i klasyfikacji.

5.1. PODSTAWOWE WYMAGANIA STAWIANE SYSTEMOM PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HIPERSPEKTRALNYCH

Dane hiperspektralne, w odróżnieniu od danych pochodzących z kamer RGB i monochromatycznych, są wyjątkowo trudne w interpretacji funkcjami kognitywnymi człowieka. Zdjęcia wykonywane w kolorach czerwonym, zielonym i niebieskim są tak zaprojektowane w swoim łańcuchu akwizycji, aby maksymalnie zbliżyć się do sposobu działania ludzkiego oka, co pozwala na wykorzystanie tych samych funkcji poznawczych do oceny i klasyfikacji obiektów znajdujących się na takim obrazie. Istotną zaletą obrazów hiperspektralnych jest zdolność do rejestracji sygatur spektralnych obiektów. Jednakże w przypadku obrazowań HSI, kanały spektralne nie dość, że nie odzwierciedlają pasm widzenia ludzkiego oka, to dodatkowo stanowią informację nadmiarową w stosunku do możliwości zmysłu wzroku. Z tego powodu, w celu właściwej interpretacji danych HSI, przypisanie ich do odpowiednich rodzajów obiektów wymaga zastosowania odpowiedniego systemu przetwarzania i ewentualnie analizy danych. Kluczowe wymagania stawiane przed systemami przetwarzania i analizy danych, to:

- zdolność do ekstrakcji cech kluczowych, czyli wykluczenia nadmiarowych danych, które nie wpływają na zadanie, związane z aplikacją,
- zdolność do obsługi dużych zbiorów danych,
- jak największa wydajność działania z uwagi na rozmiar i złożoność danych,
- jak największa efektywność wyszukiwania wzorców spektralnych i przestrzennych,
- jak najniższa podatność na szum.

5.2. ŁAŃCUCH PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HIPERSPEKTRALNYCH

Wymagania przedstawione w rozdziale 5.1 stanowią fundament syntezy systemu przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych i multispektralnych. Wzajemne zestawienie tych wymagań w ramach kilku kluczowych domen (tabela 5.1), tworzy łańcuch danych, którym

można opisać niemal każde wyzwanie lub aplikację wykorzystującą dane HSI/MSI, a także praktycznie każde dane optyczne.

Tabela 5.1. Łańcuch danych optycznych HSI i MSI. Na podstawie [63, 64]

Domena	Akwizycja	Przetwarzanie	Analiza
Funkcja	Pozyskanie danych wsadowych HSI/MSI	Przetworzenie danych w wiedzę	Przetworzenie wiedzy we wnioski i decyzje
Elementy	Kamery	Infrastruktura obliczeniowa	
	Skanery	Algorytmy redukcji wymiarowej i kompresji	Algorytmy wizualizacji i prezentacji
	Instrumenty lotnicze	Algorytmy analityczne	
	Instrumenty satelitarne	Sztuczna Inteligencja	
Wyjście	Skan HSI (Hypercube)	Wiedza o położeniu obiektów	Zestawienie cech obiektów i możliwa klasyfikacja
		Wiedza o charakterze obiektów	Analityka cech obiektów pod kątem celów aplikacji
	Obraz multispektralny	Wiedza o obecności obiektów	Statystyki dotyczące obiektów (rozłożenie, obecność, ilość)
		Wiedza o ilości i rozmiarze obiektów	Wnioski o możliwości zaistnienia zdarzeń
Przykłady	Satelitarne zobrazowanie w paśmie podczerwieni krótkofalowej	Przetworzona mapa stężenia metanu w atmosferze	Raport na temat ilości i rozłożenia wycieków gazu na liniach gazociągowych
	Skan hiperspektralny ryżu na linii przetwórstwa żywności	Mapa różnych materiałów obecnych w partii ryżu	Analityka i decyzja w kontekście obecności ciał obcych w partii ryżu (np. szkła, tw. sztucznych)

Kluczową cechą platform obliczeniowych stosowanych w aplikacjach hiperspektralnych jest wysoka wydajność obliczeniowa. Wydajna platforma do przetwarzania danych hiperspektralnych jest niezwykle istotna z kilku powodów. Po pierwsze, dane hiperspektralne zawierają setki, a nawet tysiące pasm spektralnych, co powoduje dużą ilość danych do przetwarzania. Wydajna platforma jest niezbędna, aby poradzić sobie z tą złożonością i wielkością danych. Po drugie, w niektórych takich zastosowaniach, jak rolnictwo precyzyjne, monitorowanie stanu zdrowia lasów czy detekcja zanieczyszczeń, kluczowy jest czas reakcji. Wydajna platforma pozwala na szybkie przetwarzanie danych, co umożliwia bezzwłoczne podejmowanie decyzji. Po trzecie, wydajna platforma może korzystać z takich

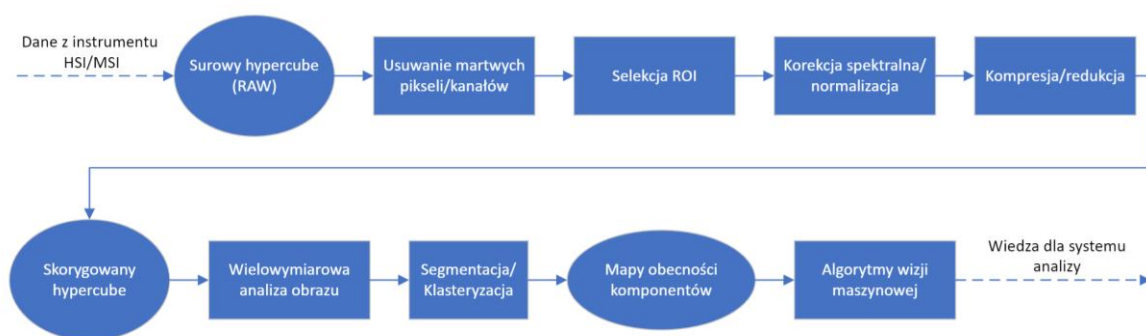
zaawansowanych algorytmów i technik przetwarzania, jak uczenie maszynowe czy analiza statystyczna, co zwiększa dokładność i wiarygodność wyników.

Obecnie najczęściej stosowane są trzy rodzaje platform do przetwarzania danych hiperspektralnych. Są to [65]:

- procesory graficzne – GPU (*Graphic Processing Unit*) – stosowane głównie w platformach stacjonarnych, ale dzięki miniaturyzacji może być stosowana także w urządzeniach przenośnych,
- układy FPGA (*Field-Programmable Gate Array*) – wysoce wydajne miniaturowe układy, umożliwiające przeprogramowanie na poziomie elektronicznych bramek logicznych, które są stosowane często w aplikacjach mobilnych,
- układy ASIC (*Application-Specific Integrated Circuit*) – układy scalone, zawierające cały system w postaci układu zintegrowanego, cechujące się wysoką wydajnością pod konkretną aplikację.

Wybór odpowiedniej platformy obliczeniowej do przetwarzania danych hiperspektralnych zależy od konkretnych wymagań aplikacji. GPU są idealne dla zadań wymagających dużej mocy obliczeniowej i równoległego przetwarzania, FPGA oferują elastyczność i efektywność energetyczną, a ASIC zapewniają najwyższą wydajność dla specyficznych zadań, choć kosztem elastyczności i wysokich kosztów początkowych. Każda z tych technologii ma swoje unikalne zalety, które mogą być wykorzystane w zależności od specyficznych potrzeb danego projektu.

Cyfrowa forma obrazów, która umożliwiła różne sposoby ich przetwarzania i prezentacji, była jednocześnie najważniejszą barierą w pierwszych dekadach rozwoju przemysłowych i naukowych systemów wizyjnych. Było to głównie związane z ogromną ilością danych potrzebnych do przetwarzania, pozyskiwanych z dwuwymiarowej matrycy sensorów CCD lub CMOS. Jak już wcześniej wspomniano, operacje na milionach pikseli wymagają sprzętu komputerowego co najmniej na poziomie mikrokomputera. Analiza obszernych ilości danych, zwłaszcza w czasie rzeczywistym, jest wyzwaniem i wymaga stosowania zaawansowanego przetwarzania. W ostatnim czasie zastosowanie metod głębokiego uczenia wydaje się być jednym z rozwiązań umożliwiających efektywne i sprawne przetwarzanie danych HSI (hipercube'ów) [66]. Niemniej jednak, kluczowe zasady i przepływ procesów w większości schematów przetwarzania danych pozostają takie same, jak w podejściu analitycznym. Na rys. 5.1 przedstawiono schemat uniwersalnej architektury łańcucha przetwarzania danych HSI/MSI.



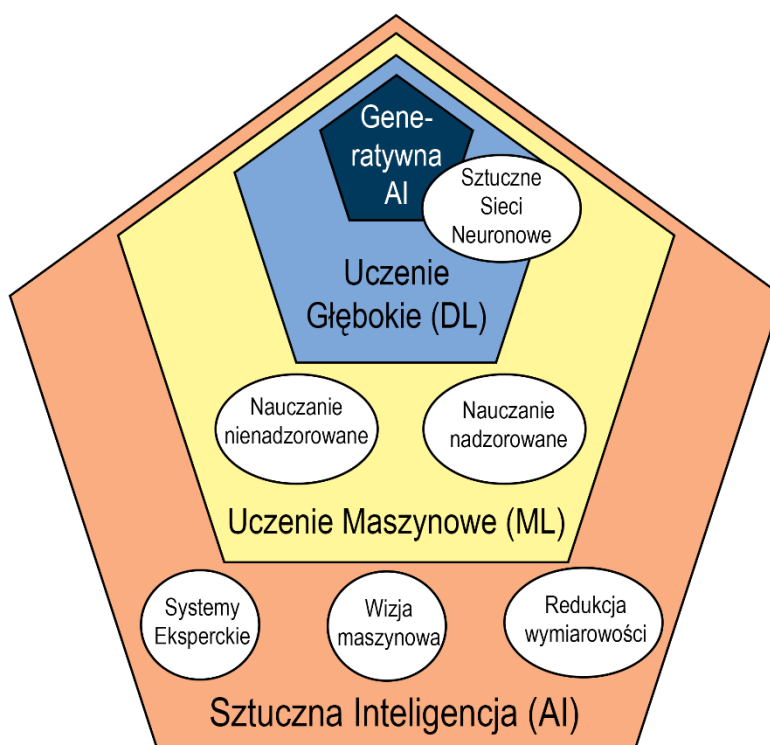
Rys. 5.1. Uniwersalna architektura łańcucha oprogramowania przetwarzania danych hiperspektralnych [58]

Zestawy danych hiperspektralnych w surowej formie, uzyskane z urządzeń obrazujących, są pełne artefaktów, tzw. martwych pikseli, uszkodzonych pasm oraz nadmiarowych danych. Usunięcie lub skompresowanie tych danych to kluczowy cel pierwszej warstwy powszechnie stosowanego schematu przetwarzania danych (rys. 5.1). W wielu przypadkach operacje w tej warstwie obejmują: usuwanie martwych pikseli (na podstawie danych kalibracyjnych sensora), wybór obszaru do przetworzenia, wybór pasma spektralnego (oparty na znanej korespondencji wybranych pasm z refleksyjnością interesujących obiektów). Korekcja spektralna jest narzędziem do optymalizacji zakresu refleksyjności do bardziej porównywalnych poziomów. Istnieje kilka metod tego typu operacji, a jednymi z najczęściej stosowanych są SNV (*Standard Normal Variate*) i MSC (*Multiply Scatter Correction*). W wielu aplikacjach kolejnym ważnym krokiem są operacje PCA (*Principle Component Analysis*) lub LDA (*Linear Discriminant Analysis*). Te operacje są szczególnie potrzebne w przypadku hiperspektralnych danych o wysokiej złożoności, zawierających wiele pasm spektralnych. Podejście PCA lub LDA pozwala zredukować liczbę pasm spektralnych do (tylko) ułamka początkowych surowych danych (na przykład ze 150 pasm do 6 pasm). Pasma są wybierane według kryterium najbardziej wartościowych cech, w kontekście rozróżnialnych cech sygnatur spektralnych [58].

Po operacjach wstępnych wprowadza się bardziej zaawansowane narzędzia, jak metody uczenia maszynowego (*Machine Learning* – ML) oraz metody głębokiego nauczania (*Deep Learning* – DL). W szczególności kroki segmentacji i klasteryzacji są najbardziej dynamicznie rozwijanymi operacjami, bardzo często opartymi na metodach sztucznej inteligencji. Połączenie i iteracyjne podejście do segmentacji (często nazywane reprezentacją obrazu jako zestawu N obrazów jednokanałowych zamiast jednego obrazu N-pasmowego) i klasteryzacji (która grupuje podobne piksele w regiony klasyfikowane jako jeden typ obiektu) jest obecnie przedmiotem wielu takich rozwiązań, jak struktury podziału danych oparte na drzewach [67]. Wynika to z faktu, że po logicznie określonych pierwszych krokach przetwarzania obrazu

hiperspektralnego, segmentacja i klasteryzacja są znacznie bardziej wymagającymi procesami, zależnymi od wiedzy lub konkretnej aplikacji [58].

Na podstawie przedstawionego opisu łańcucha przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych, można zauważyć jak silna jest potrzeba zastosowania technik opartych o metody sztucznej inteligencji. Na rys. 5.2 przedstawiono systematykę ułatwiającą lepsze zrozumienie granic między klasycznym programowaniem, a metodami AI.



Rys. 5.1. Poziomy systemów sztucznej inteligencji. **Opracowanie autora**

Rys. 5.2 przedstawia wzajemną relację zbiorów algorytmiki przetwarzania i analizy danych. Szeroko pojęta sztuczna inteligencja, choć może kojarzyć się z takimi wysoce rozpowszechnionymi dużymi modelami językowymi (*Large Language Model* – LLM), jak np. ChatGPT lub DeepSeek [68], w istocie stanowi nieco szersze pojęcie. W praktyce, algorytmy, które w minimalnym stopniu naśladują pewne cechy kognitywne ludzkiego umysłu, mogą być nazwane „sztuczną inteligencją”. Zgodnie z taką definicją, nawet tak proste działania algorytmiczne, jak wyszukiwanie okręgów na obrazie, detekcja twarzy przez aplikację bezpieczeństwa smartfona oraz funkcje redukcji wymiarowości to już AI. Nieco bardziej skomplikowane, lecz wciąż należące do sztucznej inteligencji są techniki uczenia maszynowego. W nich znajdziemy uczenie nienadzorowane i nadzorowane oraz płytkie sieci neuronowe. Bardziej wysublimowanym poziomem AI jest głębokie nauczanie, które wykorzystuje bardziej skomplikowane sieci neuronowe. To, co jednak w ostatnich latach

zyskuje na największej uwadze to generatywna sztuczna inteligencja (*Generative Artificial Intelligence – Gen AI*), która zawiera w sobie duże modele językowe, modele tworzące grafiki i filmy oraz agenty AI, czyli modele wspierające pracę człowieka na wielu płaszczyznach (w tym w programowaniu). Oparte są one na coraz bardziej skomplikowanych modelach, wykorzystujących sztuczne sieci neuronowe. Wiele firm pracuje obecnie nad opracowaniem tzw. AGI – *Artificial General Intelligence*, czyli systemów, które potrafiłyby pracować w sposób nieodróżnialny od ludzkiego umysłu [69].

5.3. METODY PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH SPEKTRALNYCH

W niniejszym rozdziale szczegółowo omówiono kolejno metody przetwarzania i analizy danych spektralnych. Metody te wykorzystywane są w łańcuchu przetwarzania danych hiperspektralnych.

5.3.1 Przetwarzanie wstępne

Do najważniejszych wstępnych metod przetwarzania danych spektralnych należą metody oparte na redukcji szumu, metody normalizacji i/lub korekcji danych. Redukcja szumu przy użyciu filtru Gaussa – popularna metoda poprawy jakości obrazu i redukcji szumu losowego o wysokiej częstotliwości, charakterystycznego dla przetworników analogowo-cyfrowych. Filtr wygładza obraz, zachowując kluczowe struktury i informacje zawarte w obrazie. Filtr Gaussa stosuje rozmycie w oparciu o rozkład normalny, gdzie piksele obrazu są przekształcane na podstawie ich odległości od sąsiadujących pikseli. W przypadku obrazu hiperspektralnego, filtr Gaussa można stosować na poszczególnych pasmach spektralnych [70]. Jądro filtru Gaussa stosowane w wygładzaniu obrazu, można opisać wzorem [70]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5.1)$$

gdzie:

x, y – współrzędne piksela względem środka filtra,

σ^2 – wariancja rozkładu Gaussa, które określa stopień rozmycia.

Normalizacja danych metodą min-max – jedna z najprostszych i najczęściej stosowanych metod skalowania danych do określonego zakresu, zwykle od 0 do 1. Jest ona szczególnie korzystna do wykorzystania na danych hiperspektralnych, ponieważ pozwala na standaryzację wartości pikseli między pasmami spektralnymi. Znacznie upraszcza to dalszą analizę oraz zastosowanie algorytmów, które wymagają koherentnego zakresu wartości. Przekształcenie metodą min-max opisuje się wzorem [70]:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5.2)$$

gdzie:

x – oryginalna wartość piksela,

x_{min} – minimalna wartość w danym paśmie spektralnym,

x_{max} – maksymalna wartość w danym paśmie spektralnym.

Korekcja spektralna i kalibracja radiometryczna, to etap procesu przetwarzania danych, który ma na celu dostosowanie zmierzonych wartości intensywności pikseli do wartości radiometrycznych. W profesjonalnych zobrazowaniach hiperspektralnych w etapie tym każdy kanał spektralny jest osobno kalibrowany na podstawie modelu radiometrycznego albo, jeśli to możliwe, na podstawie danych pochodzących z kampanii kalibracyjnej. W etapie tym, często uwzględniane są czynniki wpływające na światło w trakcji drogi od obiektu do instrumentu obrazującego, jak np. wpływ atmosfery w przypadku zobrazowań lotniczych i satelitarnych. Bez korekcji spektralnej i kalibracji radiometrycznej badania na podstawie obrazu hiperspektralnego mogą mieć głównie charakter jakościowy, a w mniejszym stopniu ilościowy.

5.3.2. Redukcja wymiarowości

W celu ograniczenia ilości danych koniecznych do przetwarzania powszechnie stosuje się jedną z dwóch metod: metodę PCA oraz metodę LDA, które zostały opisane w dalszej części niniejszego rozdziału. Metoda redukcji wymiarowości PCA (*Principle Component Analysis*), czyli Analiza Głównych Składowych – jest jedną z najczęściej stosowanych metod redukcji liczby wymiarów w przetwarzaniu i analityce obrazów hiperspektralnych. Stosując PCA możliwe jest przekształcenie wielowymiarowych danych na zestaw składowych, które reprezentują największą ilość informacji (charakteryzujących się największą wariancją). Oznacza to, że możliwe jest wyekstrahowanie i synteza złożonych danych do znacznie prostszej postaci. W obrazach hiperspektralnych jest to szczególnie pożądana operacja, ponieważ zbiory wielospektralne wymagają znacznie większej mocy obliczeniowej do przetwarzania niż obrazy zredukowane.

PCA dokonuje dekompozycji danych wielowymiarowych na zestaw kolejnych składowych, zwanych głównymi cechami. Cechy te oznaczają różne opisy danych (np. różne pasma światła w hypercube), a każda próbka danych to punkt w wielowymiarowej przestrzeni tych cech. PCA przekształca tę przestrzeń, tworząc nowy układ współrzędnych, w którym nowe osie (główne składowe) są ustawione względem siebie prostopadle.

Każda z tych składowych jest kombinacją liniową oryginalnych pasm spektralnych i zawiera część danych o coraz mniejszym stopniu wariancji (czyli dyspersji statystycznej - rys. 5.3). Oznacza to, że metoda PCA i jej algorytm działania dąży do przekształcenia danych tak, aby pierwsza główna składowa miała największą wariancję, czyli jak największy poziom zmienności. Pierwsza główna składowa powinna reprezentować najlepiej strukturę danych. W przypadku zdjęcia hiperspektralnego, oznacza to, że pierwsza składowa będzie stanowił mieszaninę pasm spektralnych, które najlepiej rozróżniają różne sygnatury spektralne obiektów na obrazie. Kolejne główne składowe mają coraz mniejszą wariancję, ale wciąż algorytm dąży do uchwycenia w nich kluczowych różnic [71]. Sam proces PCA odbywa się w kilku krokach:

1. Centrowanie danych – obliczenie różnicy każdego pasma spektralnego i średniej jego wartości.
2. Obliczenie macierzy kowariancji danych, według zależności:

$$Cov(X) = \frac{1}{m-1} X^T X, \quad (5.3)$$

gdzie:

X – wycentrowana macierz danych o wymiarach $m \times n$,

m - liczba pikseli,

n – liczba pasm spektralnych.

3. Znalezienie wartości i wektorów własnych macierzy kowariancji, według wzoru:

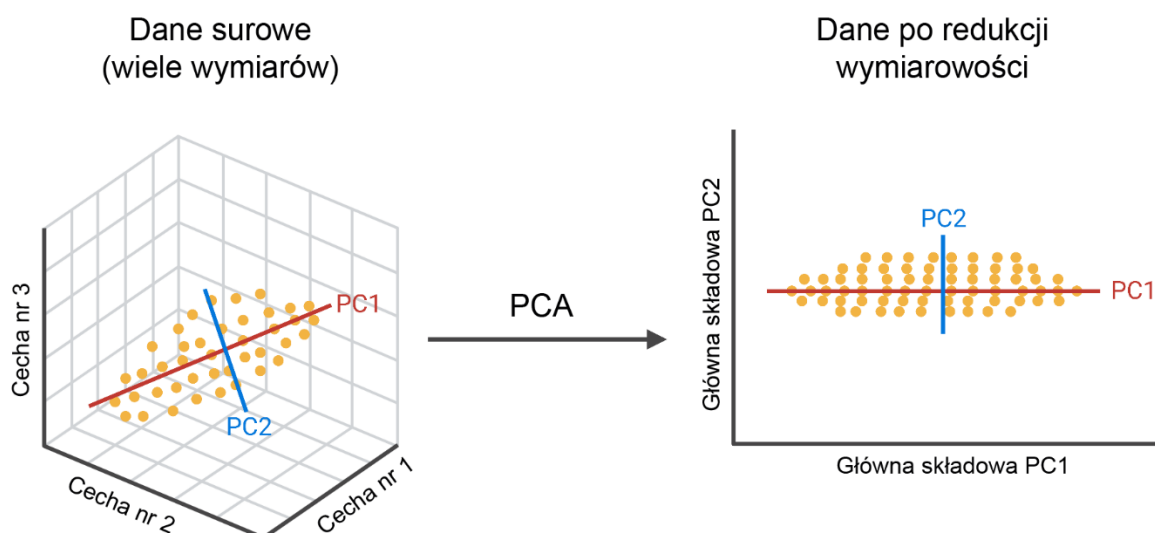
$$Cov(X)v = \lambda v, \quad (5.4)$$

gdzie:

v – wektory własne macierzy kowariancji,

λ – wartości własne macierzy kowariancji.

4. Wybór najważniejszych wektorów własnych (o największych wartościach własnych) do stworzenia przestrzeni głównych składowych.



Rys. 5.3. Wizualizacja redukcji wymiarowości metodą PCA. **Opracowanie Autora**

Metoda redukcji wymiarowości LDA (*Linear Discriminant Analysis*), czyli Analiza Dyskryminacyjna jest równie popularna co PCA, ale w odróżnieniu od niej, ma na celu maksymalizację separacji międzyklasowej przy jednoczesnym minimalizowaniu wariancji wewnątrzklasowej. Jej zastosowanie jest szczególnie wartościowe w przypadku, gdy celem jest jak najlepsze rozróżnienie klas obiektów na obrazie hiperspektralnym. Zasadą LDA jest przekształcenie danych w przestrzeń o mniejszej liczbie wymiarów, która najlepiej separuje klasy. W metodzie tej wyznaczane są wektory dyskryminacyjne, które maksymalizują stosunek między wariancją międzyklasową a wariancją wewnątrzklasową, co powoduje usunięcie nadmiarowych danych w odróżnieniu do generacji nowych zestawów danych, mieszających podstawowe składowe, jak ma to miejsce w PCA (rys. 5.4). Metoda LDA polega na obliczeniu dwóch macierzy [71]:

1. Macierz wariancji wewnątrzklasowej S_w :

$$S_w = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T, \quad (5.5)$$

gdzie:

k – liczba klas,

C_i – zbiór próbek należących do klasy i ,

x – próbka z klasy C_i ,

μ_i – średnia wartość wewnątrz klasy i ,

T – próg.

2. Macierz wariancji międzyklasowej S_B :

$$S_B = \sum_{i=1}^k n_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T, \quad (5.6)$$

gdzie:

n_i – liczba próbek w klasie i ,

μ – średnia ogólna dla całego zbioru danych,

μ_i – średnia wartość dla klasy i .

LDA optymalizuje stosunek wariancji międzyklasowej do wewnątrzklasowej, maksymalizując wyrażenie:

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}, \quad (5.7)$$

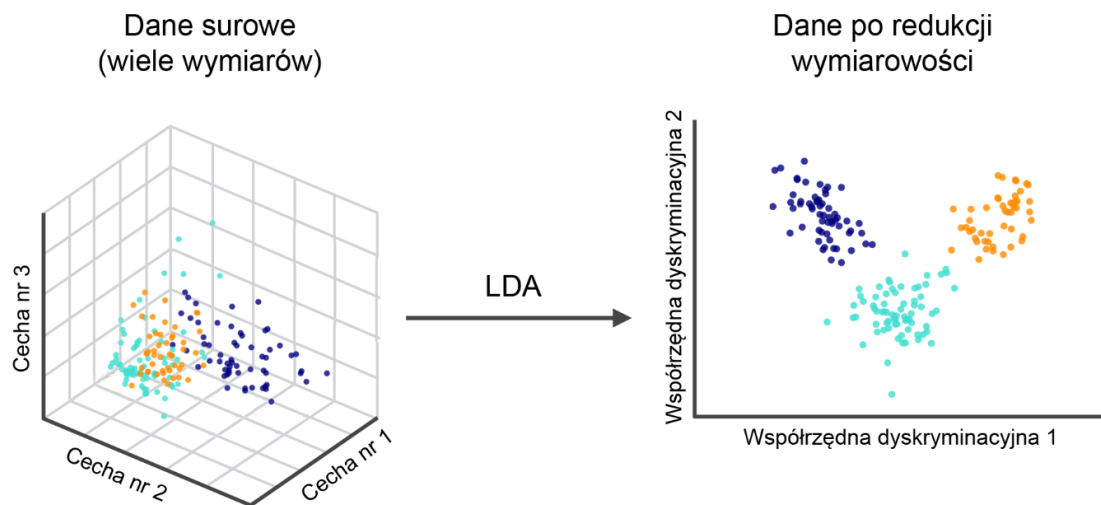
gdzie:

W – wektor kierunkowy (współczynniki projekcji),

W^T – wektor kierunkowy (współczynniki projekcji) – transponowany,

S_B – macierz rozrzutu międzyklasowego,

S_W – macierz rozrzutu wewnątrzklasowego.



Rys. 5.4. Wizualizacja redukcji wymiarowości metodą LDA. **Opracowanie Autora**

5.3.3. Metody analizy danych spektralnych

Wśród stosowanych metod analizy danych spektralnych wyróżnić można metody klasyczne, metody nadzorowane i nienadzorowane oraz zaawansowane metody oparte na uczeniu maszynowym. Do metod analizy klasycznej (deterministycznej) zaliczamy kilka metod opisanych w dalszej części rozdziału.

Analiza spektralna, to często stosowana metoda, szczególnie w badaniach nieautomatyzowanych oraz w przypadku danych pochodzących ze źródeł unikalnych (np. misje eksploracyjne Układu Słonecznego, pomiary ekspedycyjne). Polega ona na porównywaniu charakterystycznych cech sygnatur spektralnych wybranych pikseli z danymi wzorcowymi, celem identyfikacji związków chemicznych, materiałów i pierwiastków. W tej metodzie istnieje kilka technik, które można zastosować w relatywnie nieskomplikowanym systemie pomiarowym. Wyróżniane techniki, to [72]:

- ręczne porównywanie widm z bazą referencyjną,
- analiza kąta SAM (*Spectral Angle Mapper*), określającym kąt między wektorem spektralnym badanego piksela a wzorcem,
- spektralne korelacje krzyżowe SID (*Spectral Information Divergence*), określające miarę podobieństwa między widmem zmierzonym, a wzorcowym, na podstawie ich entropii.

Metody detekcji cech – zbiór metod, pozwalających na wykrywanie obiektów, materiałów, cech powierzchni lub anomalii przy wykorzystaniu relatywnie nieskomplikowanych rozwiązań programistycznych lub optycznych. Są to metody szczególnie wykorzystywane w aplikacjach często stosowanych i powtarzalnych, jak np. wykrywanie sygnatury pożaru lub stanu chlorofilu w roślinach. Wśród tej grupy, wyróżniamy między innymi [73]:

- metody detekcji anomalii – polegające na wykrywaniu pikseli wykraczających poza ustalone zakresy w określonych obszarach widma, co jest możliwe w instrumentach w minimalnym stopniu skalibrowanych radiometrycznie,
- metody spektralnych indeksów – polegające na mieszaniu kilku zakresów widmowych w jednowymiarowe wskaźniki np. NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), który możliwy jest do wyznaczenia poprzez odpowiednią kalkulację dwóch kanałów spektralnych. Możliwa jest ich implementacja w kamerach z odpowiednimi filtrami spektralnymi, które znacznie obniżają cenę docelowego detektora.

Metody nienadzorowane stanowią część metod nauczania maszynowego, które określane są jako sztuczna inteligencja, choć odznaczają się deterministycznymi założeniami i zdefiniowanymi krokami obliczeniowymi. Kluczową cechą nienadzorowanych metod klasyfikacyjnych jest to, że pozwalają one na znalezienie wzorców w nieuporządkowanych zbiorach danych, bez wiedzy o istnieniu poszukiwanych klas. Są one doskonałym narzędziem, służącym do wstępnej analizy danych pod kątem możliwości separacji poszczególnych zbiorów

danych, wyróżniających się jakąś cechą. Dzięki brakowi wymogu znajomości wzorców do nauczania, mogą być one zastosowane na dowolnym zbiorze danych. Do metod nienadzorowanych zaliczamy takie metody, jak metoda k-mean oraz GMM (*Gaussian Mixture Model*), które zostały opisane szczegółowo w dalszej części rozdziału.

Klasyfikacja z wykorzystaniem klasteryzacji metodą centroidów (*k-mean*) – często spotykana technika klasteryzacji wykorzystująca nienadzorowane nauczanie maszynowe, stosowana w analityce zdjęć hyperspektralnych. Metoda centroidów grupuje piksele na podstawie ich podobieństw w przestrzeni wielowymiarowej, gdzie każda zmienna odpowiada wartości intensywności danego kanału spektralnego. Dzięki temu piksele o podobnych charakterystykach spektralnych mogą być przypisane do tych samych klastrów, co pozwala na klasyfikację obiektów na obrazie, bez potrzeby wcześniejszego podawania tzw. prawdy podstawowej (*ground truth*). Metoda k-mean działa iteracyjnie i polega na przypisywaniu każdego piksela do jednego z k-klastrów, gdzie k to liczba klastrów zadana przez użytkownika. Algorytm dąży do minimalizacji wewnątrzgrupowej sumy odległości między pikselami a centroidem, czyli środkiem każdego klastra. Metoda ta jest wyjątkowo wartościowa w przypadku nieopisanych danych, zdolna do poszukiwania pozornie ukrytych wzorców w danych [74]. Etapy działania tej metody, to:

1. Inicjalizacja: Losowo wybrane zostaje k-punktów danych, jako początkowe centroidy klastrów.
2. Przypisanie punktów do klastrów: dla każdego piksela obliczona zostaje odległość do każdego centroidu. Piksele zostają przypisane do najbliższego centroidu.
3. Aktualizacja centroidów: po przypisaniu pikseli, obliczone zostają nowe centroidy klastrów jako średnie wartości pikseli przypisanych do każdego klastra.
4. Powtarzanie kroków 2 i 3 aż do momentu, gdy centroidy przestaną się znacząco przesuwać lub osiągnięta zostanie maksymalna określona liczba iteracji.

Celem algorytmu k-mean jest minimalizacja funkcji celu J, która reprezentuje sumę kwadratów odległości między punktami danych, a odpowiadającymi im centroidami klastrów, zgodnie ze wzorem:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (5.8)$$

gdzie:

k – liczba klastrów,

C_i – zbiór pikseli przypisanych do klastra i ,

x – piksel (punkt danych),

μ_i – centroid klastra i ,

$\|x - \mu_i\|$ – odległość euklidesowa pomiędzy pikselem x a centroidem μ_i .

Z kolei klasyfikacja z wykorzystaniem klasteryzacji metodą GMM jest metodą klasteryzacji i segmentacji, wykorzystującą model mieszaniny gaussowskiej, znajdująca zastosowanie w analizie zdjęć hyperspektralnych. W odróżnieniu od metody centroidów, która zakłada rozdzielanie klastrów, GMM daje większą elastyczność i zakłada, że dane mogą pochodzić z mieszaniny rozkładów Gaussa. Jest to szczególnie wartościowe w przypadku danych hyperspektralnych, ponieważ obiekty mogą mieć nakładające się spektralnie sygnatury, co powoduje podobieństwo do kilku klas. GMM zakłada, że dane są generowane przez zestaw różnych rozkładów Gaussa, z których każdy reprezentuje inny klaster. Model dopasowuje zestaw rozkładów do danych, gdzie każdy klaster opisany jest przez parametry rozkładu normalnego: średnią (centroid klastra) i macierz kowariancji (opisującą rozszerzenie klastra). GMM to metoda nienadzorowanego nauczania maszynowego, czyli pozwala na wykrycie pozornie ukrytych wzorców w zestawie danych. Kroki obowiązujące w tej metodzie, to [75]:

1. Inicjalizacja: określenie liczby klastrów k i początkowych parametrów rozkładu Gaussa dla każdego z nich.
2. Estymacja oczekiwana (*E-step*): obliczenie prawdopodobieństwa przynależności każdego punktu do każdego klastra na podstawie bieżących parametrów modelu.
3. Maksymalizacja (*M-step*): Aktualizacja parametrów każdego rozkładu Gaussa (średnie, kowariancje i prawdopodobieństwo mieszania), aby zmaksymalizować prawdopodobieństwo obserwowanych danych.
4. Powtórzenie kroków 2 i 3, aż do zbieżności modelu, czyli do sytuacji, w której parametry przestaną się znacząco zmieniać lub osiągnięty zostanie maksymalny licznik iteracyjny.

W GMM funkcja prawdopodobieństwa opisująca dane jako mieszaninę k -rozkładów normalnych przybiera postać:

$$p(x) = \sum_{i=1}^k \pi_i N(x|\mu_i, \Sigma_i), \quad (5.9)$$

gdzie:

x - wektor danych (piksel obrazu),

k - liczba klastrów czyli mieszanin Gaussa,

π_i – prawdopodobieństwo mieszania dla i -tego klastra, spełniające $\sum_{i=1}^k \pi_i = 1$,

$N(x|\mu_i, \Sigma_i)$ – rozkład normalny opisujący klaster i ,

μ_i – średnia i-tego klastra,

Σ_i – macierz kowariancji i-tego klastra.

W przypadku nadzorowanych metod klasyfikacji w analizie danych, w tym danych hiperspektralnych, metody te polegają na uczeniu modelu przy użyciu danych treningowych. Dane treningowe określają jakich klas poszukujemy i stanowią zbiory danych z etykietami. Model wypracowywany w metodzie nadzorowanej, uczy się jak rozpoznawać wzorce w oparciu o dostarczone klasy, np. do zdjęcia hiperspektralnego lasu, dane treningowe to zdjęcia hiperspektralne drzew o określonym gatunku. Wśród metod nadzorowanych wyróżniamy między innymi metodę Random Forest.

Random forest (las losowy) – to metoda, w której kluczowym elementem budowania modelu jest konstruowanie wielu drzew decyzyjnych. Każde drzewo określa sposoby podejmowania decyzji przy klasyfikacji, a cały zestaw drzew, tzw. las modelu, pozwala na określenie najlepszej metody określania klasy. Metodę random forest można porównać do wystosowania prostego pytania do grupy osób i wybraniu odpowiedzi, która najczęściej się powtarza. Liczba drzew decyzyjnych w lesie modelu choć wraz ze wzrostem, wykazuje coraz większą dokładność klasyfikacji, nie powinna być nadmierna. Może to prowadzić do jakości wyników niewspółmiernych do czasu poświęconego na trenowanie modelu. W przypadku obrazów hiperspektralnych stosuje się przeważnie kilkaset drzew. Każde drzewo to osobna sekwencja decyzyjna, które składa się z szeregu prostych pytań i odpowiedzi. W przypadku obrazu hiperspektralnego, który zawiera np. dwie klasy: piksele reprezentujące trawę oraz piksele reprezentujące wodę, drzewo decyzyjne będzie skonstruowane z szeregu pytań dotyczących każdego z pasm spektralnych. Dla przykładu może to być pytanie, czy dla danego piksela, którym jest trawa (wiemy to dla danych treningowych) kanał spektralny 625 nm, wartość w nim zawarta jest większa lub mniejsza niż losowo dobrana wartość progowa (np. 100 z 256 wartości w 8-bitowym kanale). Algorytm tworzy założoną liczbę drzew, każde z właśnie takimi uproszczonymi pytaniami, a następnie sprawdza, czy pytania te są odpowiednie, czyli w naszym przykładzie czy wartości progowe są odpowiednio dobrane. Cechą kluczową metody random forest jest to, że każde drzewo określa pytania dotyczące tylko losowego fragmentu danych. W kolejnych krokach uczenia modelu, algorytm dostosowuje pytania do momentu, aż rezultaty decyzji będą najbardziej zgodne z danymi treningowymi (wg. reguły czystości decyzji lub poziomu entropii pomiędzy klasami) [76].

O tym czy piksel danych badawczych (nie treningowych) reprezentuje poszukiwaną klasę (jak dla naszego przykładu) trawy lub wody, decyduje demokratyczna większość drzew.

Dla przykładu, jeśli model składa się ze 100 drzew, a dla danego piksela 70 drzew uznało piksel za trawę, a 30 za wodę, klasyfikator przypisze próbce etykietę trawy. W efekcie powstaje zestaw drzew decyzyjnych, które pozwalają na wyjątkowo szybką klasyfikację pikseli, ponieważ składa się ona z szeregu relatywnie prostych obliczeń.

Do zaawansowanych metod uczenia maszynowego zaliczane są sztuczne sieci neuronowe oraz głębokie uczenie. Sztuczne sieci neuronowe - są modelami obliczeniowymi, inspirowanymi w swym kształcie światem biologicznym. Pod kątem architektury i działania, naśladują podstawowe siatki biologicznych neuronów, choć są zarówno o wiele bardziej uproszczone, jak i skonstruowane przez implementację sztucznych neuronów opisanych programistycznie i matematycznie. Sztuczne sieci neuronowe stanowią podstawową strukturę i komponent modeli obliczeniowych w dziedzinie sztucznej inteligencji nazywanej nauczaniem głębokim (*Deep Learning*) [77].

Sieci neuronowe składają się z trzech głównych typów warstw:

- warstwa wejściowa - przyjmuje dane wejściowe (np. wartości kanałów spektralnych w obrazach HSI),
- warstwy ukryte – przetwarzają dane poprzez zestaw połączonych sztucznych neuronów, wykonujących operacje matematyczne zgodne z wzorem 5.10,
- warstwa wyjściowa – generuje wynik końcowy modelu (np. klasy obiektów na zdjęciu HSI).

Każda warstwa składa się ze sztucznych neuronów, które są konstruktami algorytmiki matematycznej. Ich jedynym zadaniem jest wykonywanie następującej operacji matematycznej:

$$y = f(\sum_{i=0}^n w_i x_i + b) , \quad (5.10)$$

gdzie:

x_i – dane wejściowe,

w_i – wagi połączeń,

b – bias (przesunięcie),

f – funkcja aktywacji, może być to funkcja liniowa, sigmoidalna, tangensoidalna lub Gaussa,

y – wyjście neuronu.

Proces uczenia (trenowania, budowania) sieci polega na dostosowaniu wag w_i oraz przesunięć b , w celu minimalizacji funkcji błędu całego modelu. Funkcję błędu może pełnić np. błąd średniokwadratowy lub entropia krzyżowa, a dobór tej funkcji jest zależny od stawianego przed siecią zadania. Bardzo często w modelach opartych na sieciach neuronowych stosuje się

również algorytm wstecznej propagacji błędu. Jest on wysoce efektywnym algorytmem dostosowywania wag połączeń sieci, który działa w sposób łańcuchowy od końca sieci (wyjść) do początku. Pozwala to na szybkie obliczenie, w jaki sposób każda z wag połączeń wpływa na końcowy błąd sieci.

Sztuczne sieci neuronowe, dzięki możliwości obsługi złożonych struktur danych, znalazły zastosowanie w tak trudnych zagadnieniach, jak rozpoznawanie obrazów, klasyfikację dużych zbiorów danych oraz obrazów hiperspektralnych. Płytke sieci neuronowe składają się z maksymalnie jednej warstwy ukrytej. Sieci neuronowe o większej liczbie warstw ukrytych uznaje się za poziom sztucznej inteligencji nazywanej uczeniem głębokim.

Uczenie głębokie to poddziedzina uczenia maszynowego, która wykorzystuje rozbudowane sztuczne sieci neuronowe o dużej liczbie neuronowych warstw ukrytych. Uczenie tego rodzaju nazywane jest głębokim z uwagi na głęboką złożoność architektury sieci neuronowych wykorzystywanych w tym uczeniu. Złożoność ta pozwala na przetwarzanie i analizę bardzo złożonych struktur danych, takich jak język naturalny (komunikacja ludzka), sekwencje obrazów oraz fuzja danych z różnych źródeł [77].

5.4. PORÓWNANIE TECHNIK PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH SPEKTRALNYCH

Wśród wielu technik przetwarzania i analizy danych, w tym danych hiperspektralnych, żadna metoda nie jest doskonała i optymalne zastosowanie jest zależne od kilku czynników. Przed wyborem właściwej metody, należy rozpoznać złożoność danych i poszukiwanych klas, czas wymagany na realizację obliczeń, dostępną architekturę obliczeniową oraz znajomość prawdy podstawowej. W tabeli 5.2 przedstawiono ogólne zestawienie wybranych cech różnych rodzajów technik przetwarzania i analizy danych.

Analiza tabeli 5.2 pozwala na określenie technik optymalnych dla typowych rozmiarów zbiorów danych hiperspektralnych. W zagadnieniach związanych z obrazowaniem lotniczym, satelitarnym, laboratoryjnym i przemysłowym, technika nauczania nienadzorowanego ograniczona jest w obszarze klasyfikacji, stopniem radzenia sobie z szumem oraz zdolnością do generalizacji. W tej metodzie nie jest również możliwe wykrywanie wzorców przestrzennych, co w klasyfikacji obiektów powtarzalnych stanowi istotną wadę. Odznacza się jednak dużą szybkością działania i nie wymaga prawdy podstawowej, co jest istotną zaletą w zadaniach na nowych danych, które nie zostały przeanalizowane przez człowieka. Oznacza to, że nauczanie nienadzorowane może stanowić wstępne wykrywanie podstawowych wzorców i podstawową ekstrakcję cech kluczowych, określaną jako redukcja wymiarowości.

Techniki nauczania nadzorowanego oferują bardziej rozwinięte zdolności wykrywania wzorców przestrzennych, jak również zdolność do generalizacji. W technikach tych wymagane jest natomiast wstępne oznaczenie etykiet danych, czyli znajomość prawdy podstawowej dla danych używanych do nauczania. Techniki te odznaczają się również wyższym poziomem skomplikowania implementacji, często wymagając również większych mocy obliczeniowych do wykonywania procesu nauczania we względnie krótkim czasie. Do ekstrakcji cech kluczowych często wykorzystuje się na wstępie nauczanie nienadzorowane, a następnie nadzorowane na ograniczonym już zbiorze danych.

Tabela 5.2. Porównanie głównych rodzajów technik przetwarzania i analizy danych HSI.

Opracowanie Autora

Kryterium	Techniki nauczania nienadzorowanego	Techniki nauczania nadzorowanego	Sieci neuronowe i Deep Learning
Charakterystyka	Wyszukiwanie wzorców w nieuporządkowanych danych	Budowanie modeli deterministycznych na podstawie wstępnie uporządkowanych danych	Budowanie złożonych modeli na podstawie wstępnie uporządkowanych danych
Wymaganie prawdy podstawowej	Nie	Tak	Tak (duża ilość przykładów)
Wyodrębnianie kluczowych cech	Statystyczne	Ręczne lub półautomatyczne	Automatyczne (wbudowane w model)
Zdolność do wykrywania wzorców przestrzennych na obrazach HSI	Nie	Ograniczone	Tak
Radzenie sobie z szumem	Ograniczone	Ograniczone	Duże
Czas obliczeń/nauczania	Krótki	Średni	Długi (wymagana zaawansowana infrastruktura obliczeniowa)
Złożoność implementacji	Mała	Średnia	Duża
Zdolność do generalizacji	Mała	Średnia	Zależna od rozmiaru danych do nauki

Największe jednak możliwości oferują sztuczne sieci neuronowe i nauczanie głębokie. Pozwalają one na generalizację, znajdowanie skomplikowanych wzorców przestrzennych oraz automatyczną, będącą częścią kluczową modelu, ekstrakcję cech kluczowych. Sieci neuronowe w swej naturze dokonują selekcji cech kluczowych (w przypadku HSI kluczowych pasm) podczas procesu nauczania, osłabiając znaczenie tych wag, które bazują na źródłach nie

wpływających na redukcję błędu całkowitego modelu. Pomimo tych zalet, w obrazowaniu HSI i w większości aplikacji związanych z obrazowaniem satelitarnym, lotniczym, laboratoryjnym i przemysłowym, możliwości te wykraczają poza zadania stawiane systemom przetwarzania danych spektralnych. W połączeniu z wysokimi wymaganiami infrastruktury obliczeniowej, systemy oparte na głębokim nauczaniu, dopiero zaczynają być stosowane w aplikacjach, które wymagają dużej szybkości działania. Dla większości zadań klasyfikacyjnych, realizowanych na zobrazeniach HSI, nauczanie nadzorowane bez sieci neuronowych jest optymalne [77].

Zrozumienie różnicy poziomu zadań adekwatnych do poziomu skomplikowania klasycznego nauczania maszynowego ML (nauczanie nienadzorowane i nadzorowane) oraz głębokiego nauczania DL (sieci neuronowe płytkie i głębokie), przybliżyć mogą przedstawione w dalszej części przykłady, dotyczące klasyfikacji obiektów widocznych na zobrazeniu HSI.

W aplikacji opartej na zestawie danych np. lotniczych lub satelitarnych, przy dobrej znajomości prawdy podstawowej, modele trenowane na poziomie uczenia maszynowego (nie głębokiego uczenia) oferują odpowiedni poziom dokładności dla większości aplikacji klasyfikacyjnych [78]. Rozróżnianie np. rodzajów pól uprawnych, rodzajów powierzchni gruntu, pokryć dachowych na podstawie setek kanałów spektralnych są trudniejsze niż zdolność percepcji umysłu człowieka, jednak metody nadzorowanego nauczania maszynowego mogą pomóc stworzyć optymalny model dla tego rodzaju zadań. Głębokie nauczanie nie będzie optymalne w tym przypadku, jednak gdy zadanie okaże się bardziej zależne od danych z wysokim szumem oraz wymagać będzie wykrywania wzorców przestrzennych, zaawansowane sieci neuronowe będą odpowiednim narzędziem. Przykładem takiego zagadnienia mogłoby być np. wykrywanie załączków zmian nowotworowych na powierzchni skóry człowieka na podstawie hiperspektralnych skanów medycznych. W tym przypadku głębokie nauczanie jest optymalne i może zapewnić najwyższą skuteczność, pod warunkiem trenowania modelu na dużym zestawie danych (min. kilkanaście tysięcy próbek) z prawdą podstawową. Z reguły brak takich zestawów danych stanowi główną barierę w stosowaniu metod głębokiego nauczania w wielu zagadnieniach hiperspektralnych.

Z uwagi na przedstawioną wysoką użyteczność technik ML (nauczania maszynowego) w stosunku do rzadziej stosowanych technik DL (głębokiego nauczania) w przypadku większości danych HSI w aplikacjach przemysłowych, kosmicznych, górniczych i rolniczych, w dalszej części tej pracy badane, sprawdzane i oceniane będą głównie metody nauczania maszynowego.

6. BADANIA ELEMENTÓW FILTRUJĄCYCH ŚWIATŁO STOSOWANYCH W AKWIZYCJI DANYCH SPEKTRALNYCH

W niniejszym rozdziale opisane zostały kluczowe elementy instrumentów hiperspektralnych, umożliwiające rejestrację danych w określonych spektrach długości fali. Przedstawiono wyniki badań własnych, jak również przedyskutowano możliwości zastosowania poszczególnych elementów w wybranych aplikacjach.

6.1. ELEMENTY FILTRUJĄCE ŚWIATŁO JAKO KLUCZOWY ELEMENT INSTRUMENTÓW HSI

Instrumenty hiperspektralne, znane w literaturze również jako spektrometry obrazujące, projektowane są w taki sposób, aby w jak najdokładniejszy sposób odwzorowywać informacje spektralne nieodłącznie powiązane z promieniowaniem elektromagnetycznym w określonym dla danej próbki (piksela) zakresie długości fali. Z oczywistych względów nie jest to możliwe do zrealizowania w sposób doskonały [3]. Różne elementy filtrujące spektrum światła, będą miały różny poziom dokładności filtracji, co będzie znacząco wpływać na jakość i możliwy docelowy zakres zastosowań dla instrumentu HSI. Podczas doboru lub projektowania spektrometru obrazującego, kluczowa jest dobra znajomość charakterystyki współczynnika przepuszczalności światła (transmitancji optycznej) elementu filtrującego, będącego kluczowym, definiującym instrument komponentem [79].

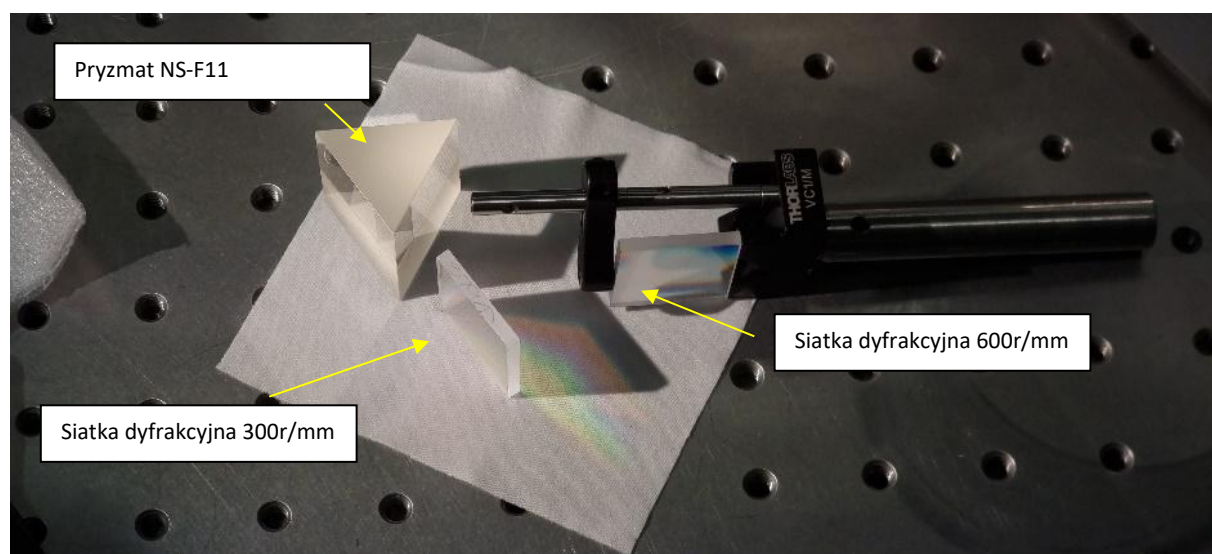
Instrumenty HSI wykorzystujące metodę skanowania spektralnego (czyli np. koło filtrowe przed obiektywem) cechują się względnie niskim poziomem złożoności określania charakterystyki spektralnej lub przestrzenno-spektralnej [80]. W takim podejściu, element filtrujący nie wpływa lub wpływa w pomijalnym stopniu na reprezentację przestrzenną elementu obrazującego. Ze strony filtracji spektralnej, charakterystyka transmisyjna lub odbiciowa jest możliwa do zbadania stanowiskiem składającym się z oświetlacza szerokopasmowego (np. żarówka wolframowa) i ze spektrometru.

Zdecydowana większość obecnie stosowanych instrumentów hiperspektralnych, jako komponent filtrujący wykorzystuje element refrakcyjny (dyspersyjny) czyli pryzmat lub element dyfrakcyjny czyli siatkę dyfrakcyjną [81, 82]. Na rynku znaleźć można także coraz częściej instrumenty HSI oparte na komponentach interferencyjnych (filtry Fabry-Perot). Uzyskanie charakterystyki spektralnej lub spektralno-przestrzennej wymienionych komponentów stanowi wyzwanie w stosunku do podobnego badania dla elementu filtrującego pojedyncze pasmo światła. Stosując elementy od sprawdzonych dostawców, którzy udostępniają przed zakupem noty katalogowe, można jednakże z dużym

prawdopodobieństwem stwierdzić jak kształtuje się charakterystyka filtra. W wielu jednak przypadkach, zalecane jest sprawdzenie próbki komponentu, zważywszy na możliwe pomyłki w procesie kontroli jakości lub, jeśli jesteśmy również odpowiedzialni za wykonanie elementu (np. pryzmatu lub siatki dyfrakcyjnej), aby sprawdzić dokładność procesu technologicznego.

6.2. PRZYJĘTA METODOLOGIA BADAWCZA

Istnieje wiele metod weryfikacji założeń dotyczących podstawowych elementów filtrujących światło w instrumentach HSI (rys. 6.1). Zgodnie z literaturą, kluczowym parametrem jakościowym jest charakterystyka odpowiedzi instrumentu spektrofotometrycznego – SRF (*Spectral Response Function*) [3]. Funkcja ta określa jak kształtuje się odpowiedź instrumentu dla poszczególnych długości fali światła. Charakterystyka SRF powinna być określana dla całego instrumentu spektrofotometrycznego, to jest z uwzględnieniem zarówno charakterystyki przestrzenno-spektralnej elementu filtrującego, jak i funkcji odpowiedzi spektralnej oraz rozmiaru pikseli detektora obrazującego.



Rys. 6.1. Przykłady elementów rozpraszających światło

W niniejszej pracy na potrzeby badań elementów filtrujących, zbadane zostały charakterystyki przestrzenno-spektralne takich elementów, jak pryzmat, siatka dyfrakcyjna (300 i 600 linii/mm), filtry LVF (*Linear Variable Filter*) oraz filtry FP (Fabry-Perot).

Charakterystyka przestrzenno-spektralna to funkcja opisująca zdolność do przepuszczania (lub odbicia) światła w domenach kąta lub położenia oraz długości fali. Można ją interpretować jako funkcję opisującą skuteczność i rozdzielczość filtrowania światła w zależności od długości fali i położenia elementu filtrującego względem elementu światłoczułego (np. detektora

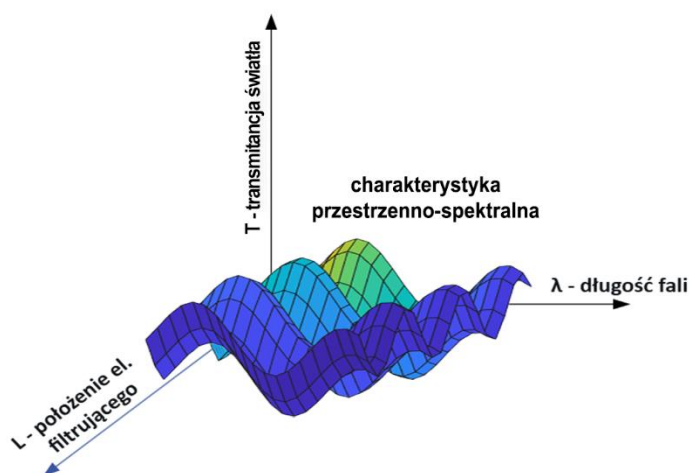
CMOS). W takiej interpretacji, stanowi ona bardzo istotną charakterystykę w urządzeniach HSI, która pozwala na określenie brzegowych parametrów instrumentu.

Na potrzeby badań wybranych elementów filtrujących, przestrzenno-spektralna charakterystyka transmitancji (zgodnie z rys. 6.2), opisana została funkcją:

$$T = f(L, \lambda), \quad (6.1)$$

gdzie:

T – transmitancja badanego elementu filtrującego, czyli zdolność do przenoszenia światła względem pomiaru referencyjnego (bez elementu filtrującego). W zależności od rodzaju elementu, transmitancja może oznaczać zdolność transmisyjną (np. w pryzmacie) lub zdolność odbiciową (np. w odbiciowej siatce dyfrakcyjnej), L – położenie elementu filtrującego względem elementu rejestrującego wiązkę filtrowanego światła. λ – długość fali.



Rys. 6.2. Ilustracja charakterystyki przestrzenno-spektralnej elementu filtrującego światło.

Opracowanie własne

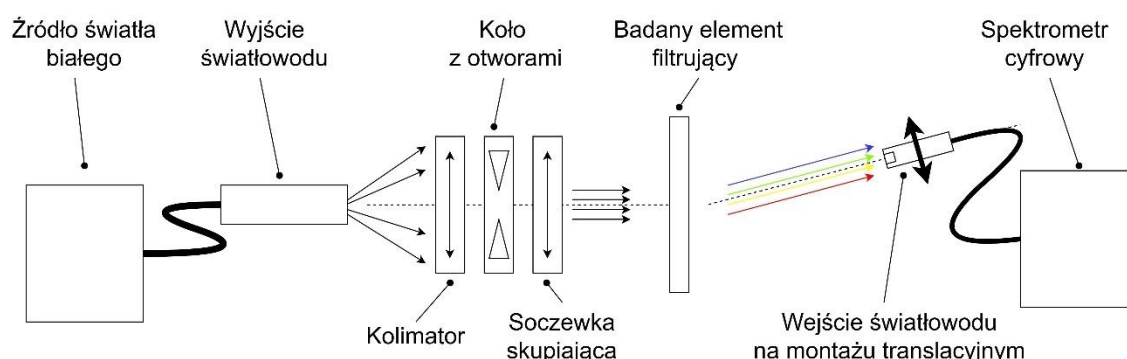
Kluczowym parametrem charakterystyki przestrzenno-spektralnej jest parametr FWHM (*Full Width at Half Maximum*) - szerokość połówkowa [41]. Określa on szerokość okna transmisyjnego dla kanału spektralnego, mierzoną w połowie piku transmitancji. Maksymalizacja rozdzielczości spektralnej instrumentu oznacza minimalizację wartości parametru FWHM. Większa rozdzielczość spektralna elementu filtrującego oznacza bardziej dokładną rejestrację sygnatur spektralnych na uzyskiwanym finalnie obrazie HSI.

6.3. OPRACOWANE STANOWISKA BADAWCZE

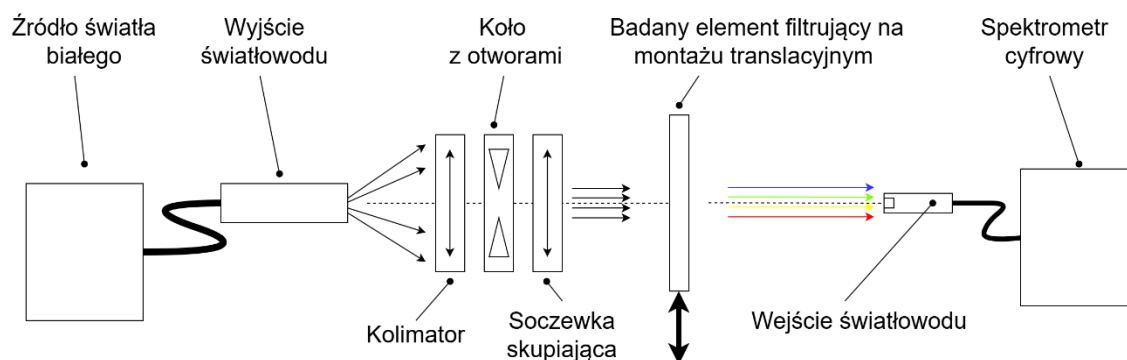
Na potrzeby niniejszej rozprawy doktorskiej, zdecydowano się na zbudowanie stanowiska pomiarowego o wysokiej odtwarzalności w warunkach podstawowego laboratorium

optomechatronicznego. Dzięki temu możliwe jest jego łatwe odtworzenie np. w zakładach, czy instytutach stosujących lub rozwijających instrumenty HSI. Stanowisko to, w zależności od dokładności i powtarzalności ruchu elementów mechatronicznych, pozwala zarówno na weryfikację jakości wykonania elementu filtrującego, jak również na uzyskanie charakterystyki spektralno-przestrzennej. Oprócz tego umożliwia badanie filtrów refrakcyjnych (pryzmatów), dyfrakcyjnych (transmisyjnych siatek dyfrakcyjnych) oraz filtrów interferencyjnych implementowanych bezpośrednio na sensorach CMOS. Stanowi ono cenne wyposażenie laboratorium optomechatronicznego i oprócz wykorzystania w parametryzacji filtrów optycznych, możliwa jest również z jego pomocą realizacja wielu pomiarów transmitancji optycznej obiektów o zmiennej topologii. Może również służyć do oceny równomierności transmitancji klasycznych filtrów optycznych, a także do wykrywania mikrometrycznych wad na ich powierzchniach.

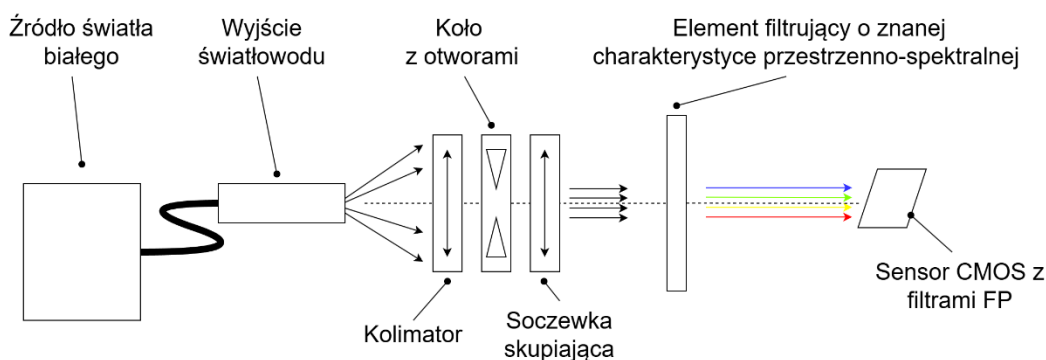
Stanowisko opracowane zostało w trzech subtelnie różniących się od siebie wariantach, pokazanych na rysunkach 6.3, 6.4 i 6.5. Każda z modyfikacji służy maksymalizacji użyteczności dla poszczególnych elementów filtrujących, podlegających badaniu.



Rys. 6.3. Schemat poglądowy stanowiska do badania siatek dyfrakcyjnych i pryzmatów



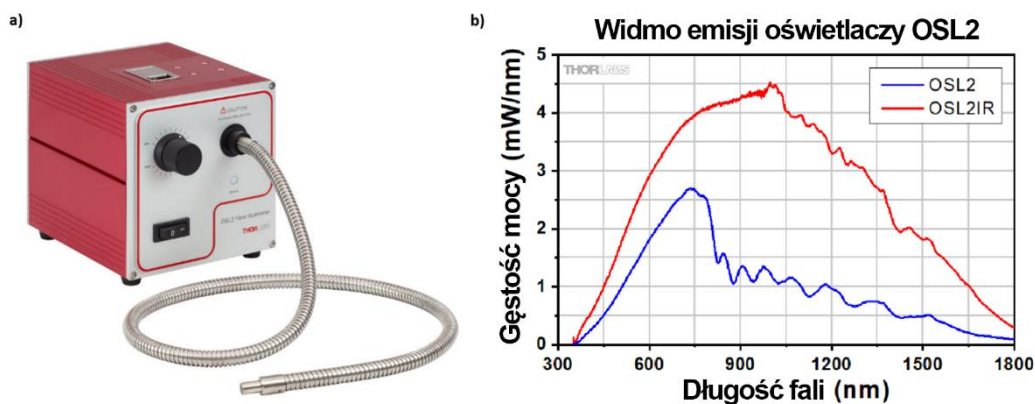
Rys. 6.4. Schemat poglądowy stanowiska do badania filtrów LVF



Rys. 6.5. Schemat poglądowy stanowiska do badania filtrów implementowanych bezpośrednio na sensorach CMOS

W wariantcie przedstawionym na rys. 6.3 stanowisko umożliwia badanie pryzmatów i transmisyjnych siatek dyfrakcyjnych. Badany element spoczywa nieruchomo w uchwycie. Przestrzenno-spektralną charakterystykę transmitancji uzyskuje się przez przemieszczanie końcówki światłowodu wzdłuż rozszczepionego przez badany element widma światła. Wariant przedstawiony na rys. 6.4 stosowany był z kolei do badania charakterystyk transmitancji filtrów gradientowych (LVF). W tym wariantcie światłowód jest nieruchomy, zaś badany element przesuwany jest przed czołem światłowodu. W trzecim wariantcie, światło po przejściu przez element o znanej charakterystyce spektralnej kierowane jest na powierzchnię sensora CMOS z bezpośrednio naniesionymi na jego powierzchnię filtrami typu FP.

W stanowisku zastosowano szerokopasmowe źródło światła oparte na żarówce wolframowej (Thorlabs OSL-2). Oświetlacz przedstawiony jest na rysunku 6.6a, a spektrum użytej żarówki wolframowej przedstawione jest na rysunku 6.6b (wersja o podwyższonej sprawności w paśmie podczerwonym (Thorlabs OSL2IR) [84].



Rys. 6.6. Widok oświetlacza OSL2 (a) oraz porównanie spektrum żarówki wolframowej w wersji OSL2IR oraz w wersji standardowej OSL2 [84]

Światło doprowadzane światłowodem do elementu kolimacyjnego następnie trafia na przysłonę otworkową (*pinhole*) o różnej średnicy (badano średnice od 25 μm do 200 μm). Następnym elementem układu jest soczewka skupiająca, pozwalająca na uzyskanie obrazu przysłony w płaszczyźnie, w której znajduje się docelowy światłowód spektrometru (średnica rdzenia – 10 μm). Badany element dyfrakcyjny znajduje się pomiędzy soczewką skupiającą, a światłowodem spektrometru. W zależności od badanego elementu oraz jego kąta projekcji rozszczepionego światła, światłowód umieszczany był w kilku pozycjach. W pomiarach wykorzystano spektrometr OceanFX-VIS-NIR marki OceanOptics (rys. 6.7). Podstawowe parametry tego spektrometru zamieszczono w tabeli 6.1 [85].



Rys. 6.7. Spektrometr OceanFX marki OceanOptics [85]

Tabela 6.1. Parametry Spektrometru OceanFX-VIS-NIR marki OceanOptics [85]

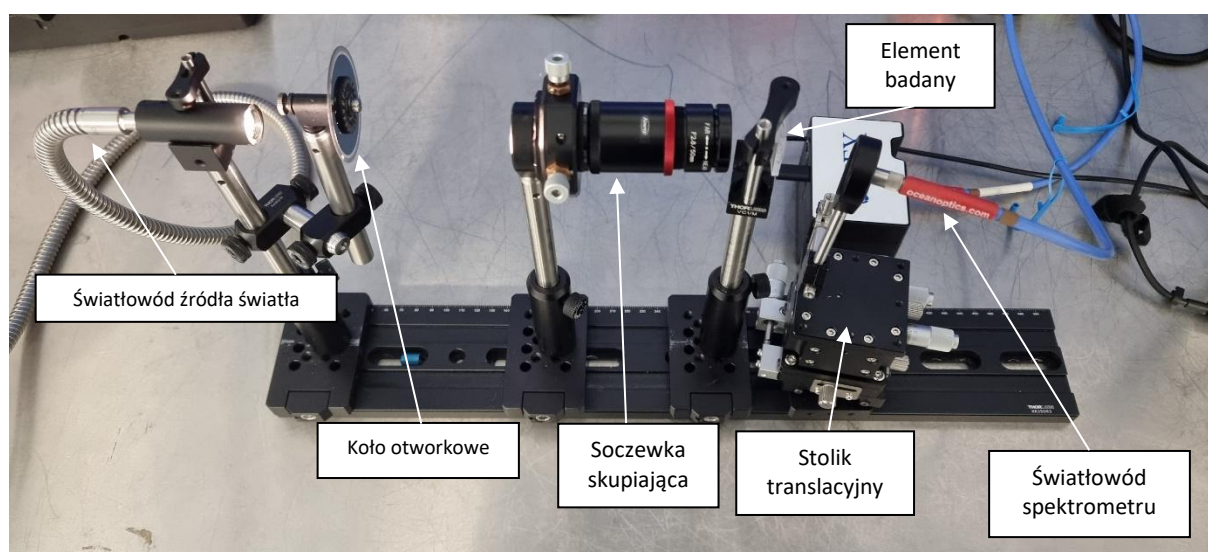
Parametr	Wartość
Zakres pomiarowy	350-1000 nm
Szczelina pomiarowa	25 μm
Rozdzielczość spektralna	0,3 nm
Stosunek sygnału do szumu (SNR)	290:1

W tabeli 6.2 zamieszczono opis wpływu parametrów poszczególnych elementów zbudowanego stanowiska badawczego na parametry mierzonej charakterystyki spektralno-przestrzennej. Pomiary na stanowisku realizowane były w laboratorium optycznym bez dostępu światła zewnętrznego. W trakcie realizacji doktoratu, pomiary dla każdego z elementów wykonano dla kilkudziesięciu pozycji światłowodu spektrometru, w zakresie do 18 mm z rozdzielczością 250 μm .

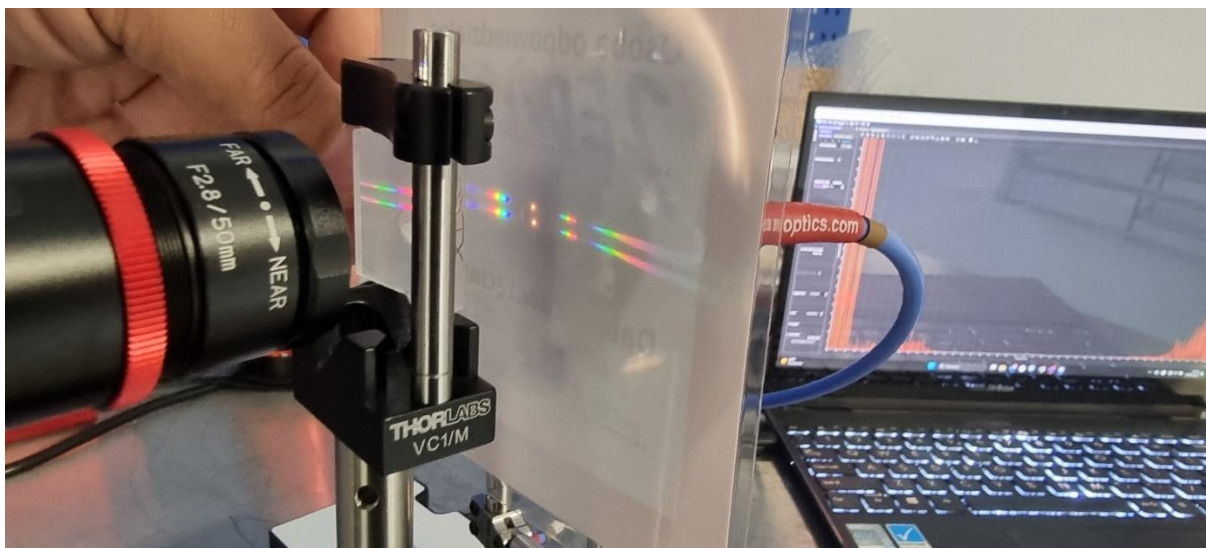
Tabela 6.2. Wpływ parametrów elementów zbudowanego układu pomiarowego na parametry uzyskiwanych charakterystyk przestrzenno-spektralnych

Element stanowiska	Parametr	Parametr mierzonej charakterystyki
Źródło światła	Zakres światła emitowanego	Zakres pomiaru domeny spektralnej
Spektrometr	Zakres światła mierzonego	Zakres pomiaru domeny spektralnej
	Rozdzielczość spektralna	Rozdzielczość pomiaru domeny spektralnej
Światłowód spektrometru	Średnica rdzenia światłowodu spektrometru	Rozdzielczość pomiaru domeny przestrzennej
Koło otwarkowe	Średnica otworu	Rozdzielczość pomiaru domeny przestrzennej
Translator światłowodu spektrometru/badanego elementu	Zakres ruchu	Zakres pomiaru domeny przestrzennej
	Minimalny przesuw	Rozdzielczość pomiaru domeny przestrzennej

Na rysunku 6.8 i 6.9 przedstawiono widok stanowiska do badania charakterystyk przestrzenno-spektralnych pryzmatów i siatek dyfrakcyjnych.

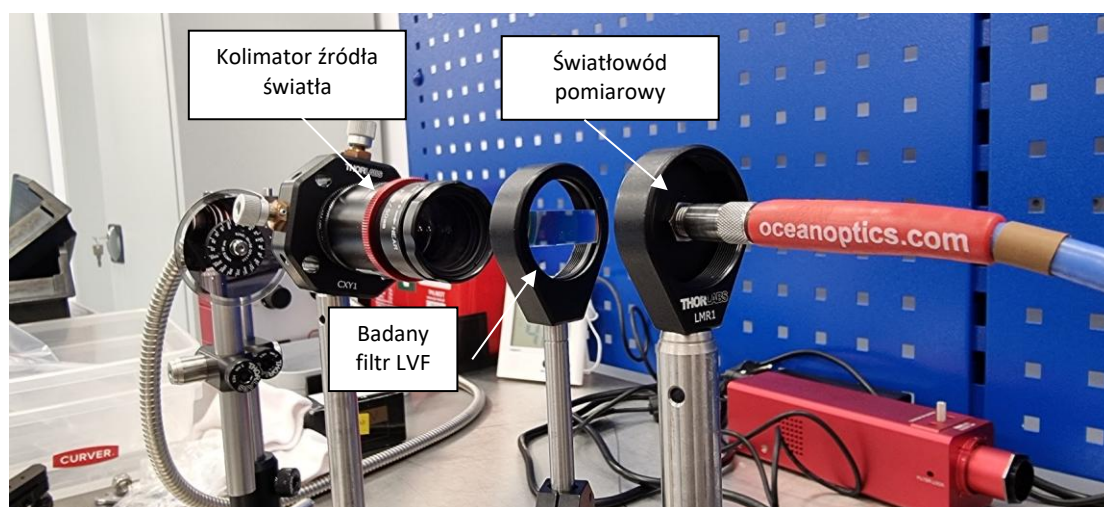


Rys. 6.8. Stanowisko w wariantcie badania transmisyjnych siatek dyfrakcyjnych oraz pryzmatów



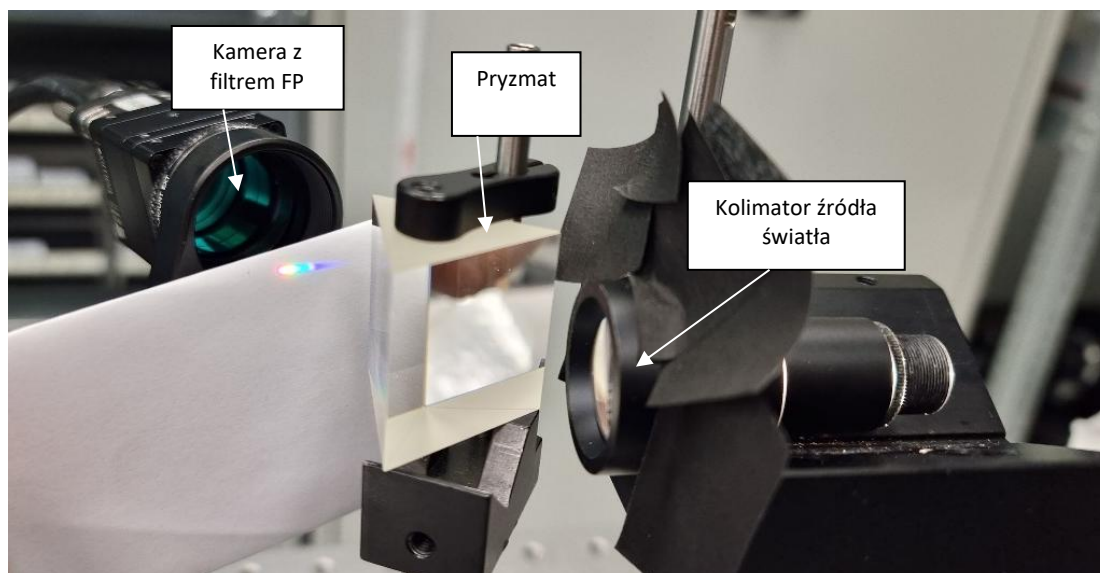
Rys. 6.9. Ilustracja światła ulegającego dyfrakcji w siatce dyfrakcyjnej. Na ekranie widoczne są prążki zerowego, pierwszego i drugiego rzędu

W ramach badań przeprowadzono również pomiary filtrów LVF w postaci płytek szklanych oraz filtrów Fabry-Perot (FP) nanoszonych na sensor CMOS. W tym celu zmodyfikowano stanowisko pomiarowe. W przypadku filtra LVF na podłożu szklanym, zastosowano przesuwny uchwyt badanego filtra (w odróżnieniu od przesuwnej światłowodowej, jak miało to miejsce w przypadku elementów dyspersyjnych i dyfrakcyjnych) - rys. 6.10.



Rys. 6.10. Zmodyfikowane stanowisko z filtrem LVF w uchwycie przesuwnym

W przypadku filtra FP nanoszonego na sensor CMOS w miejscu światłowodowej spektrometru umieszczono kamerę Ximea XiSpec z badanym sensorem hiperspektralnym. W torze pomiarowym umieszczono także poszczególne elementy rozpraszające spektralnie światło, aby sprawdzić ich efekt polowy na sensorze kamery (rys. 6.11).



Rys. 6.11. Zmodyfikowane stanowisko z kamerą Ximea XiSpec i uwidocznionym na białej kartce obrazem spektralnym

6.4. WYNIKI BADANIA ELEMENTÓW DISPERSYJNYCH

Elementy dyspersyjne, stosowane były jako pierwsze elementy filtrujące pasmo w układach obrazujących. Zjawisko dyspersji przez elementy szklane znane jest od starożytności, jednak w sposób naukowy badane było dopiero w średniowieczu przez takich uczonych jak Robert Grosseteste, Witelon czy też Teodoryk z Freiborgu. Wyjaśnienie zjawiska powstawania tęczy w elementach optycznych opisał również Kartezjusz, a dopiero Isaac Newton udowodnił, że promienie, które uległy dyspersji nie ulegają jej w dalszym stopniu. Dowiódł także, że różnią się one współczynnikami załamania, co jest bezpośrednią przyczyną zachodzenia zjawiska dyspersji [86]. W nauce i technice, szklany element dyspersyjny nazywany jest pryzmatem i w celu maksymalizacji efektu rozszczepienia światła, ma on w swej najprostszej postaci formę geometryczną o płaskich ścianach i przekroju trójkątnym. Pryzmaty dyspersyjne wykonuje się najczęściej z amorficznego szkła lub szkła kwarcowego o strukturze krystalicznej. W grupie elementów dyspersyjnych, oprócz pryzmatów trójkątnych, składających się z pojedynczego elementu, wyróżniamy również pryzmaty Abbego (dwa elementy z różnych rodzajów materiałów optycznych) oraz pryzmaty Amiciego (kilka elementów z różnych materiałów optycznych) [87, 88].

Zasada działania pryzmatu polega na załamaniu promieni światła podczas przechodzenia z jednego ośrodka w drugi (np. z powietrza do szkła). Wynika to z różnicy prędkości fotonów w różnych ośrodkach (rys. 6.12). Załamanie się promieni świetlnych opisane jest prawem Snelliusa [89]:

$$n_1 \sin \theta_1 = n_2 \sin \theta_2, \quad (6.2)$$

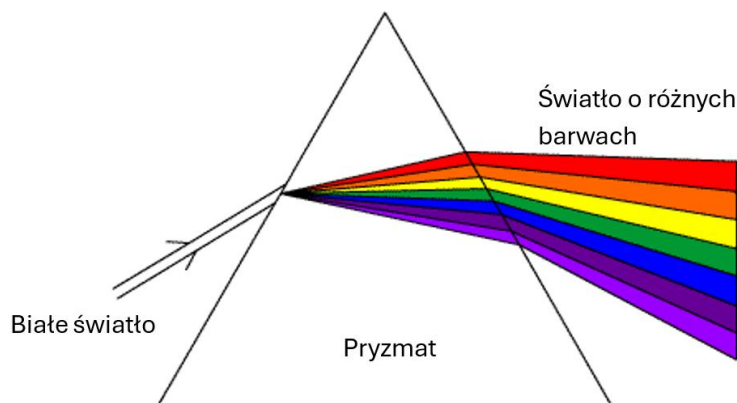
gdzie:

n_1 i n_2 – współczynniki załamania światła ośrodka 1 i 2,

θ_1 – kąt padania (między promieniem świetlnym a normalną do powierzchni w punkcie wejścia),

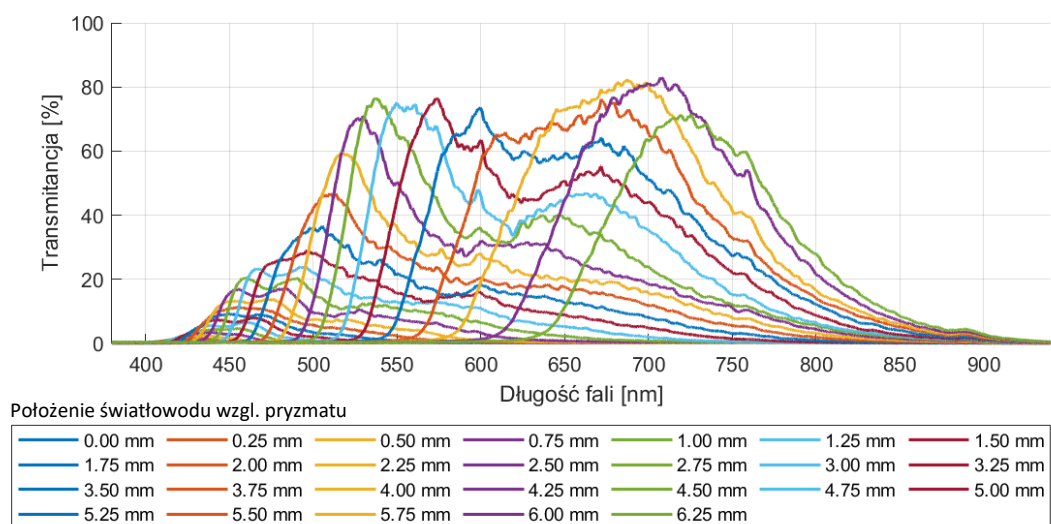
θ_2 – kąt załamania (między promieniem świetlnym a normalną do powierzchni w punkcie wyjścia).

Kluczowa dla działania pryzmatu jest właściwość światła, które w zależności od długości fali, wykazuje różną zmianę prędkości w zależności od ośrodka w którym się przemieszcza, a co za tym idzie, także zmianę kąta załamania światła na granicy pryzmat-otoczenie. W efekcie światło białe, które tak naprawdę jest mieszaniną fotonów o różnej długości fali ulega rozszczepieniu wskutek przejścia między ośrodkiem otoczenia pryzmatu i materiału pryzmatu. Zakres rozszczepienia światła można zmieniać, dobierając kąt ścian pryzmatu lub dobierając materiał optyczny i ośrodek w jakim się on znajduje. Pryzmat jako element stosowany w kamerach hiperspektralnych to komponent o względnie dużych rozmiarach, wymagający rozbudowanej konstrukcji optomechanicznej zdolnej do utrzymania go w odpowiednim miejscu. Pryzmat dyspersyjny jest wciąż stosowany w wielu instrumentach obrazujących, szczególnie w instrumentach naukowych [90].

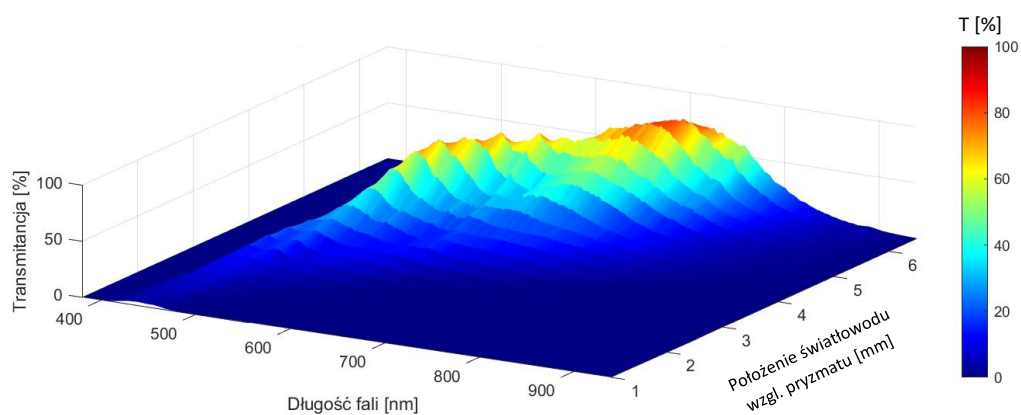


Rys. 6.12. Schemat działania pryzmatu

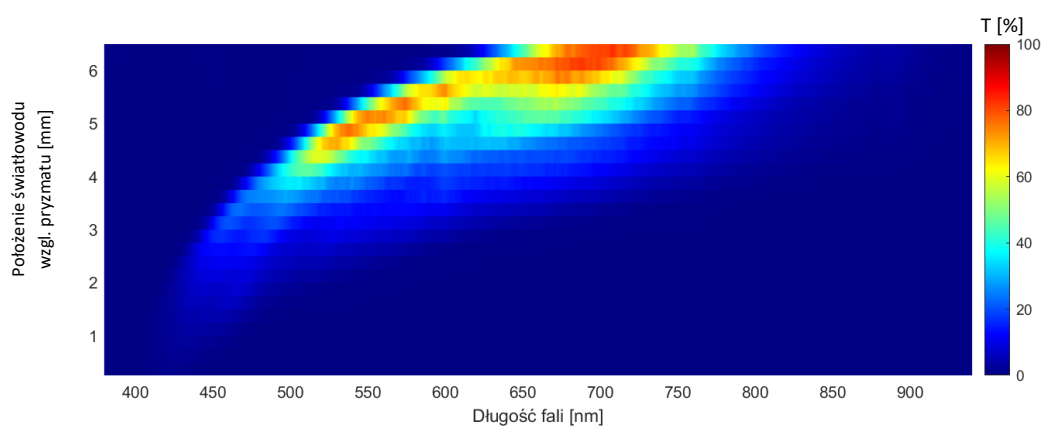
Na potrzeby niniejszej rozprawy badania elementów refrakcyjnych wykonano z wykorzystaniem pryzmatu NS-F11 (EdmundOptics). Wyznaczone charakterystyki przestrzenno-spektralne tego pryzmatu przedstawiono na rysunkach 6.13. W celu lepszej wizualizacji, na rys. 6.14 i 6.15 przedstawiono rzut aksonometryczny i mapę 2D otrzymanych wyników pomiarów.



Rys. 6.13. Charakterystyka przestrzenno-spektralna pryzmatu. Widma wyznaczone dla różnego położenia czoła światłowodu wzdłuż rozszczepionego przez pryzmat spektrum światła białego



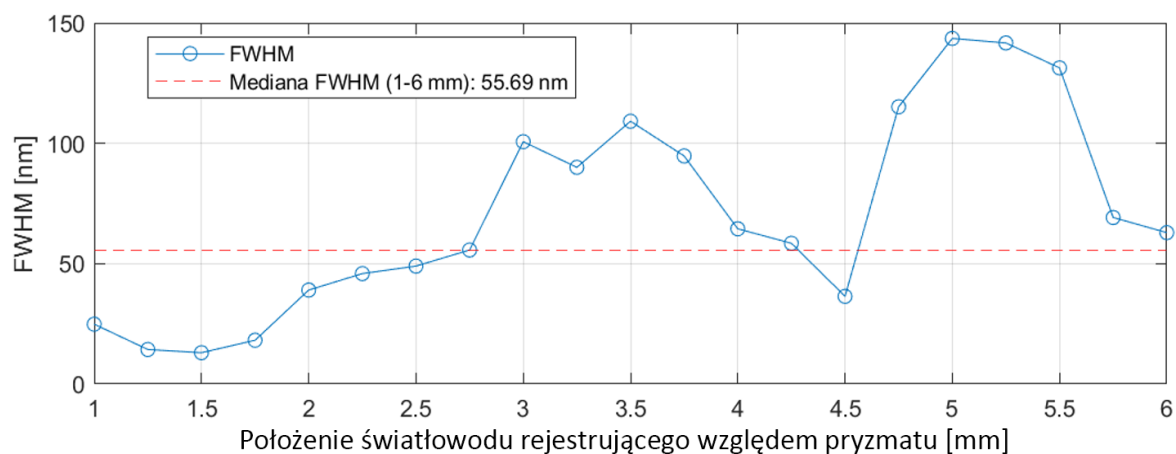
Rys. 6.14. Charakterystyka przestrzenno-spektralna pryzmatu – rzut aksonometryczny



Rys. 6.15. Charakterystyka przestrzenno-spektralna pryzmatu – mapa 2D

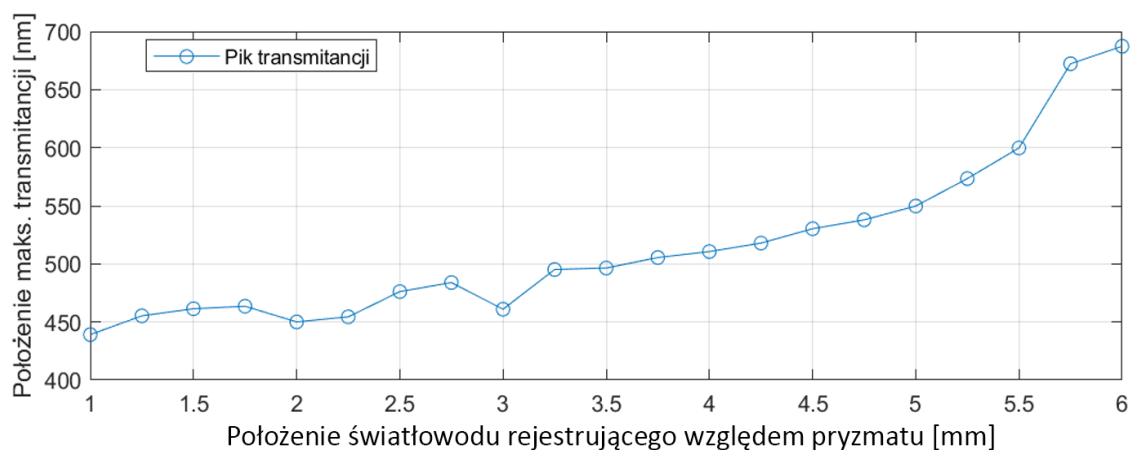
Wykonane badania pokazują, że pryzmat, jako element dyspersyjny, charakteryzuje się stosunkowo dużą szerokością kanałów spektralnych (FWHM) z medianą na poziomie 55,7 nm

(rys. 6.16), a przepuszczalność światła wynosi nawet 83% wejściowej mocy optycznej (rys. 6.13).



Rys. 6.16. Szerokość połówkowa (FWHM) pików maksymalnej transmitancji w zależności od położenia światłowodu względem badanego pryzmatu

Na rys. 6.16. zauważyć można poszerzanie się wyznaczonych widm, wraz z przemieszczaniem światłowodu w kierunku obszaru z zakresu podczerwieni. Widoczna jest również nieliniowa zależność między położeniem maksimum pików transmitancji a położeniem światłowodu wzgl. pryzmatu, co pokazano na rys. 6.17.



Rys. 6.17. Położenie maksimum pików transmitancji w zależności od położenia pryzmatu

6.4. WYNIKI BADANIA ELEMENTÓW DYFRAKCYJNYCH

Elementy dyfrakcyjne w postaci siatki dyfrakcyjnej są powszechnie stosowanym elementem w instrumentach spektrofotometrycznych. Wykorzystują one zjawisko dyfrakcji i interferencji światła, co umożliwia rozdzielenie wiązki światła na promienie o różnej długości fali. W nauce i technice stosowane są głównie dwa rodzaje siatek dyfrakcyjnych, tj. siatki

transmisyjne oraz siatki odbiciowe. Te pierwsze mają postać przeźroczystego elementu, najczęściej kwarcowego, na który naniesiony jest wzór szczelin o jednakowej szerokości. W przypadku siatek odbiciowych, element ma postać lustrzaną, również ze wzorem jednakowych rozłożonych rowków. Światło padające na siatkę dyfrakcyjną natrafia na macierz rowków lub szczelin, które stanowią źródło fal wtórnych, zgodnie z zasadą Huygensa, mówiącą, że wszelkie punkty czoła fali można uważać za źródła nowych fal kulistych [91]. W efekcie, fale te rozchodzą się i nakładają na siebie. Różne długości fali są uginane na siatce dyfrakcyjnej pod innymi kątami, co prowadzi do ich separacji w przestrzeni (rys. 3.7). Następnie fale światła interferują ze sobą, co prowadzi do powstawania maksimów (wzmocnień) i minimów (osłabień) intensywności światła w zależności od kąta padania i długości fali. Kąt dyfrakcji opisuje się wzorem [92]:

$$d \cdot \sin\theta = m \cdot \lambda, \quad (6.3)$$

gdzie:

d - okres siatki, czyli odległość między rowkami lub szczelinami,

θ – kąt, pod którym obserwuje się maksimum danej długości fali,

m – rząd dyfrakcji (1, 2, 3 itd.),

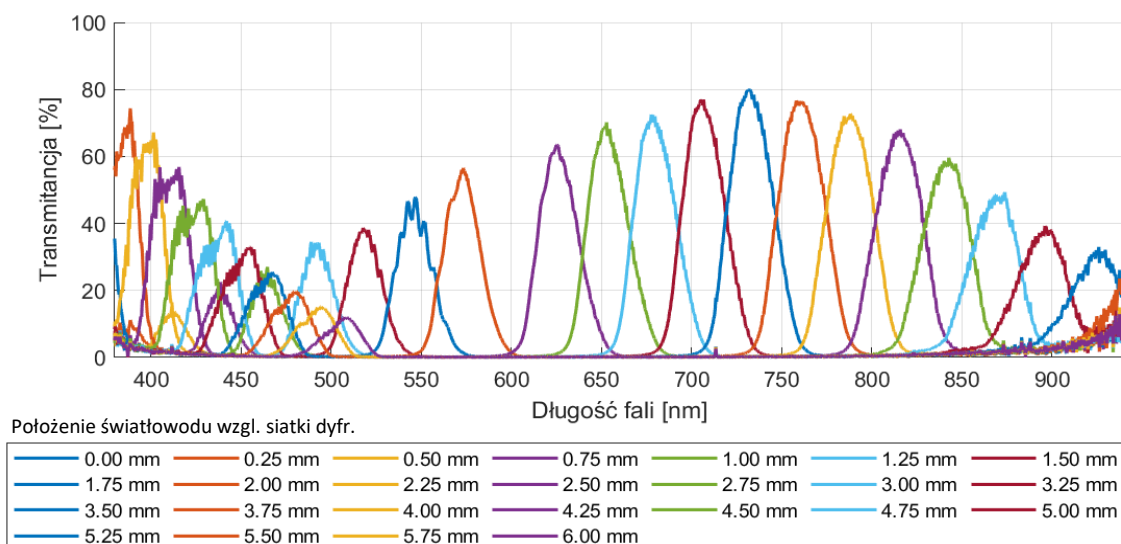
λ – długość fali światła.

Siatki dyfrakcyjne odznaczają się tym, że projektant instrumentu ma niewielki stopień możliwości zmiany kąta projekcji frontu falowego, co ma wpływ na kształt i budowę urządzenia spektrofotometrycznego. Zaletą jednak jest niewielki rozmiar i umiarkowane wymagania optomechaniczne.

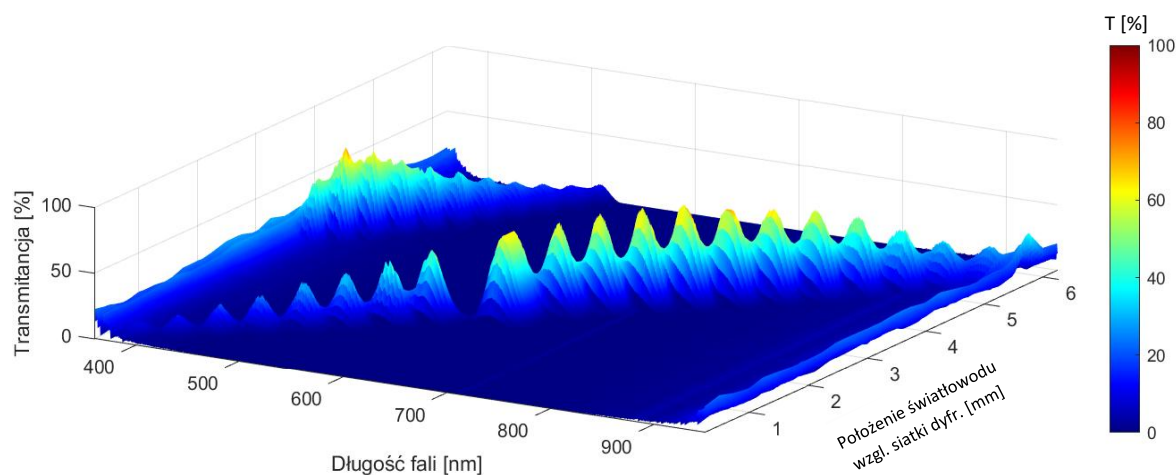
W ramach realizacji rozprawy doktorskiej wykonano pomiary dla dwóch siatek:

- siatka nr 1: transmisyjna, 300 rowków na milimetr, szkło B270 (EdmundOptics);
- siatka nr 2: transmisyjna, 600 rowków na milimetr, szkło B270 (EdmundOptics).

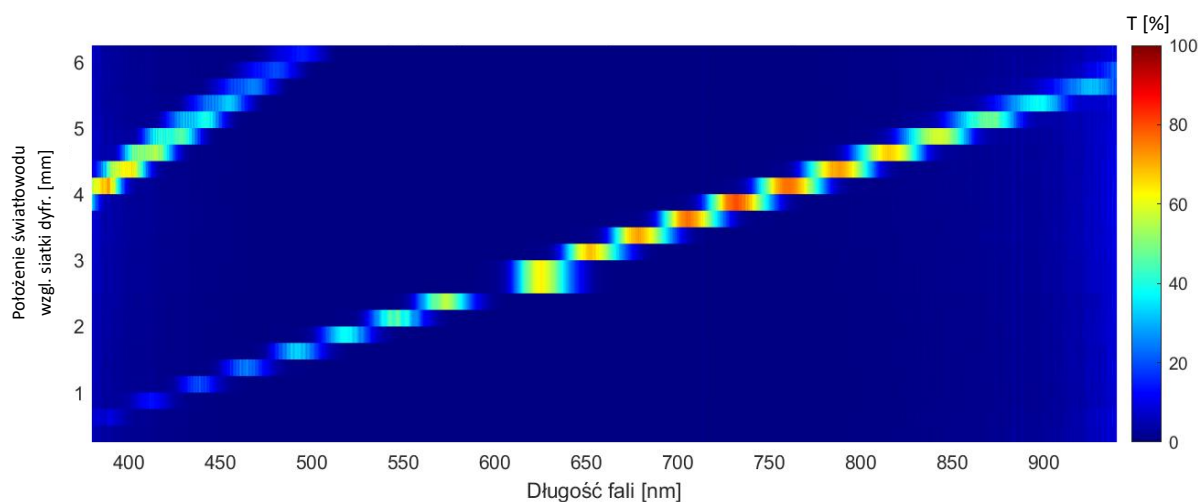
Wyniki pomiarów charakterystyki przestrzenno-spektralnej tych siatek przedstawiono na rys. 6.18 – 6.27.



Rys. 6.18. Charakterystyka przestrzenno-spektralna siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm). Widma wyznaczone dla różnego położenia czoła światłowodu wzdłuż rozszczepionego przez siatkę spektrum światła białego

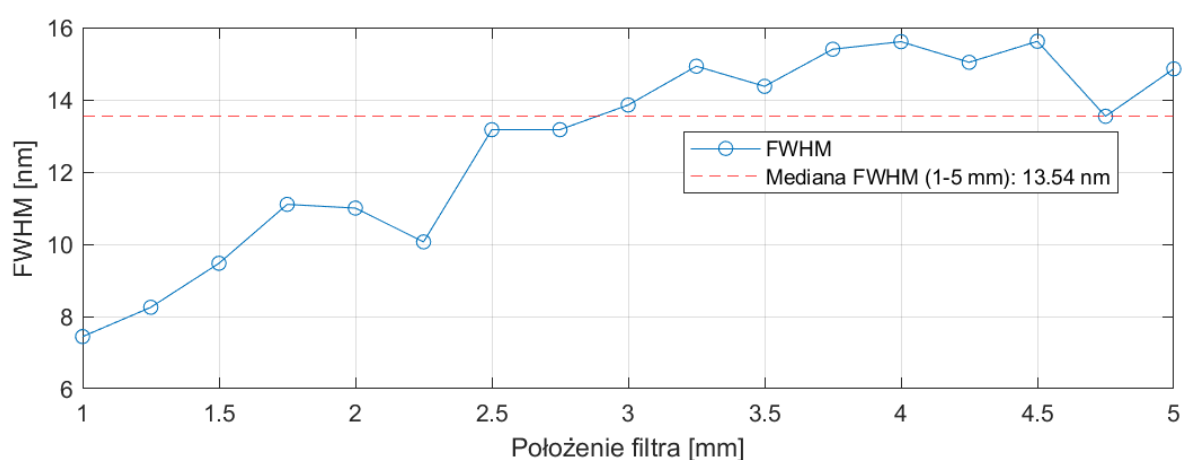


Rys. 6.19. Charakterystyka przestrzenno-spektralna siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm) – widok przestrzenny

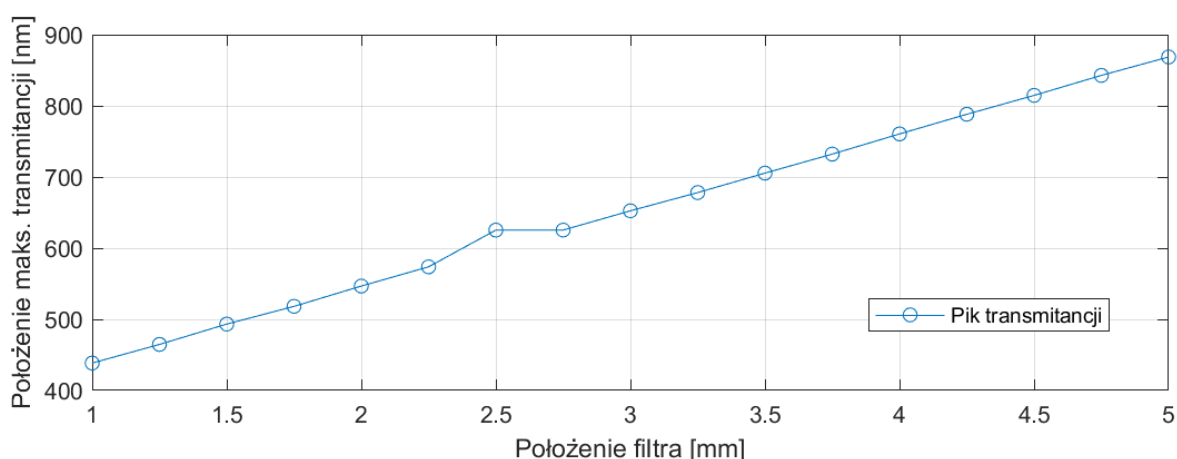


Rys. 6.20. Charakterystyka przestrzenno-spektralna siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm) – mapa 2D

Na podstawie wykonanych badań można stwierdzić umiarkowaną szerokość kanałów spektralnych (FWHM) z medianą na poziomie 13,5 nm (rys. 6.21). Widoczny jest regularny kształt odpowiedzi spektralnej (rys. 6.18, 6.19 i 6.20) z liniową zależnością pomiędzy położeniem maksimum pików transmitancji a położeniem siatki dyfrakcyjnej (rys. 6.22). Siatka odznacza się umiarkowaną szerokością zakresu spektralnego, który szybko zwęża się w paśmie bliskiej podczerwieni. Zauważalna jest także odpowiedź harmoniczna, pochodząca z innego rzędu odpowiedzi, w paśmie ultrafioletowym. Siatka odznacza się maksymalną transmitancją na poziomie do 80% na krawędzi pasma widzialnego w zakresie długości fali od około 700 nm do około 760 nm.

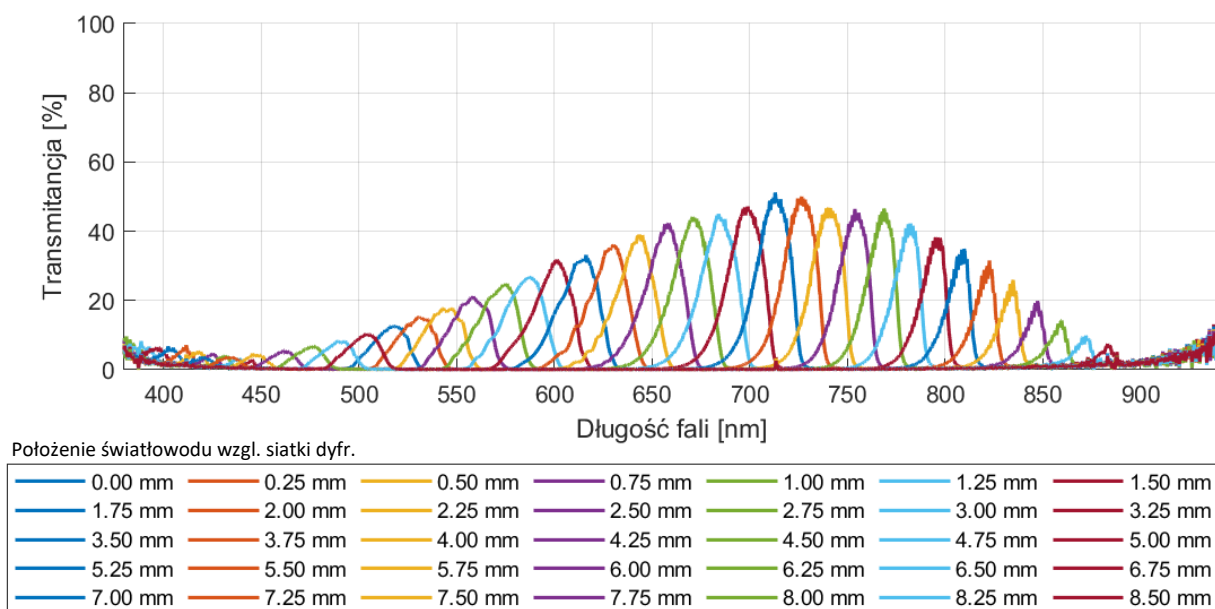


Rys. 6.21. Szerokość połówkowa (FWHM) pików transmitancji w zależności od położenia światłowodu względem siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm)

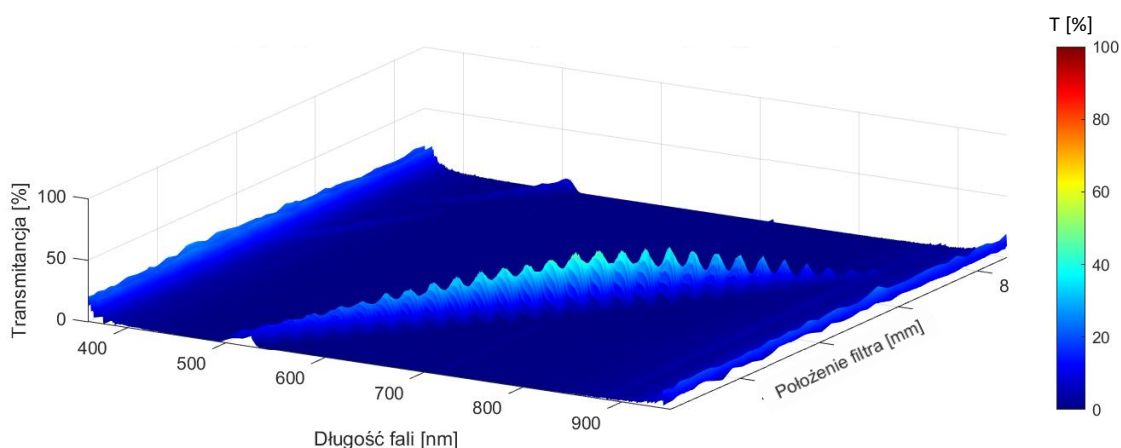


Rys. 6.22. Położenie maksimum pików transmitancji w zależności od położenia światłowodu względem siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm)

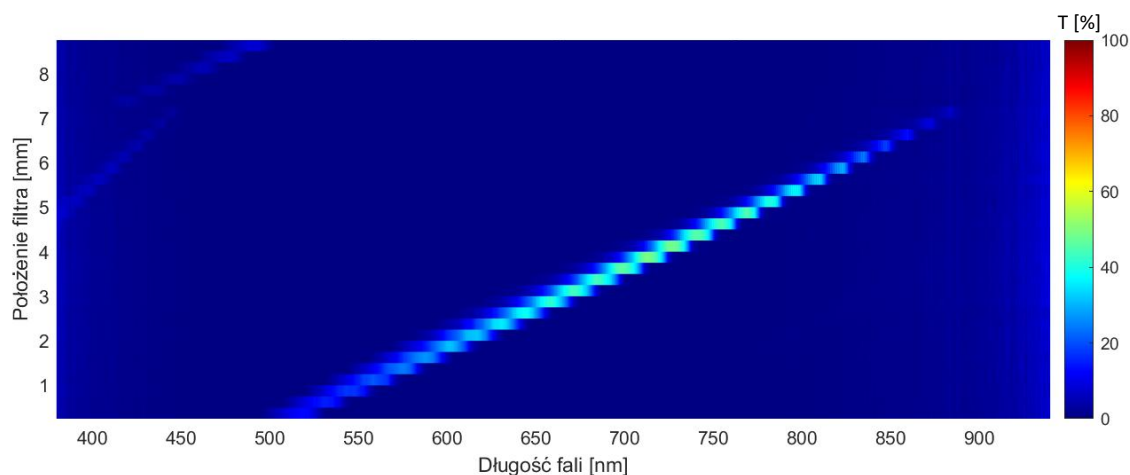
W porównaniu do siatki o gęstości 300 rowków/mm, kolejna zbadana siatka nr 2 o gęstości 600 rowków/mm, charakteryzowała się mniejszą szerokością kanałów spektralnych. Widoczny jest regularny kształt odpowiedzi spektralnej (rys. 6.23, 6.24 i 6.25) z liniową zależnością między położeniem maksimum pików transmitancji a położeniem światłowodu zbierającego względem badanej siatki (rys. 6.26).



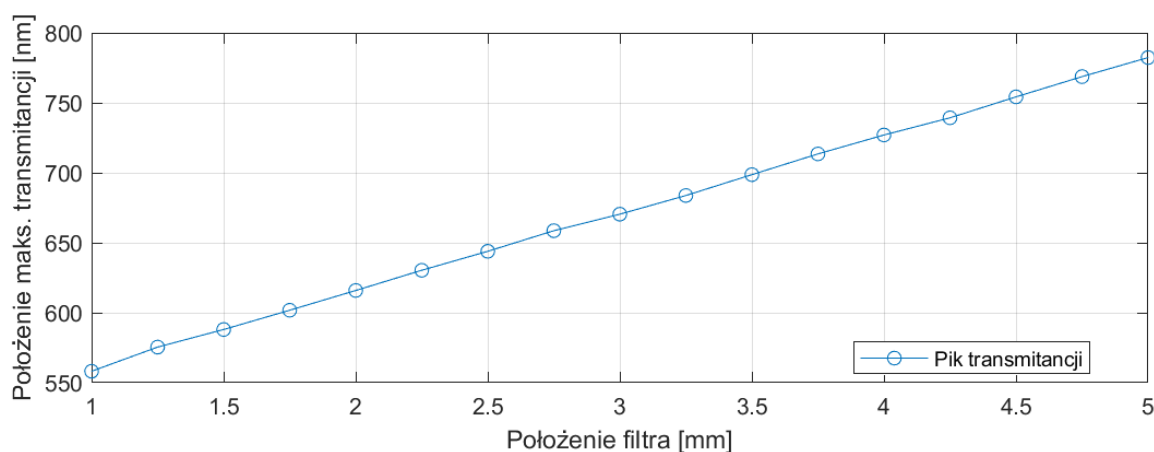
Rys. 6.23. Charakterystyka przestrzenno-spektralna siatki dyfrakcyjnej nr 2 (600 r/mm).



Rys. 6.24. Charakterystyka przestrzenno-spektralna siatki dyfr. 600 rowków/mm – widok przestrzenny

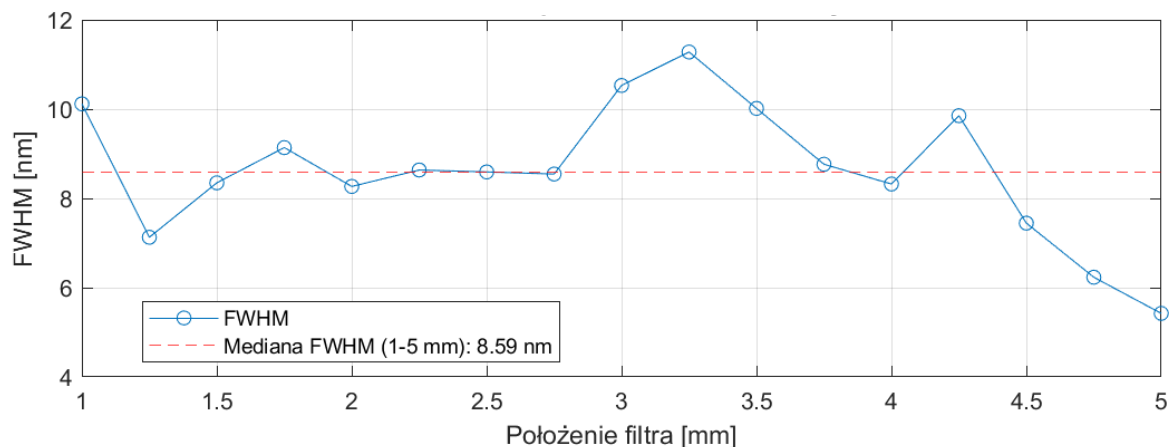


Rys. 6.25. Odpowiedź przestrzenno-spektralna siatki dyfr. 600 rowków/mm



Rys. 6.26. . Położenie maksimum pików transmitancji w zależności od położenia światłowodu względem siatki dyfrakcyjnej nr 2 (600 r/mm)

Na rysunku 6.27 przedstawiono także charakterystykę szerokości połówkowej (FWHM) pików transmitancji w funkcji położenia światłowodu zbierającego. FWHM zmieniała się od około 6 nm do 10 nm z medianą poziomą 8,6 nm.



Rys. 6.27. Szerokość połówkowa (FWHM) pików transmitancji w zależności od położenia światłowodu względem siatki dyfrakcyjnej nr 2 (600 r/mm)

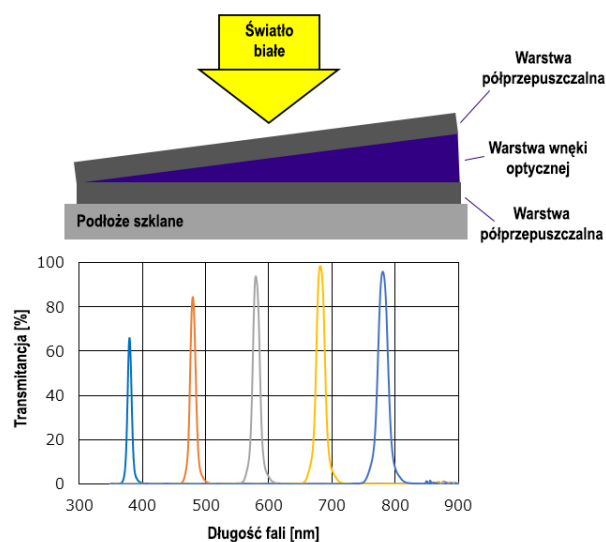
Siatka nr 2 odznaczała się także węższym zakresem spektralnym pracy w porównaniu do siatki o mniejszej gęstości rowków. Zauważalna jest także mniejsza transmitancja na poziomie do 50% w zakresie od około 700 nm do 760 nm (rys. 6.23). Widoczna jest także odpowiedź harmoniczna, pochodząca z kolejnego rzędu dyfrakcji (prawdopodobnie dwie harmoniczne - w paśmie ultrafioletowym oraz niebieskim).

6.6. WYNIKI BADANIA ELEMENTÓW INTERFERENCYJNYCH

Optyczne filtry interferencyjne działają na zasadzie interferencji światła, a dokładniej na wykorzystaniu zjawiska interferencji konstruktywnej (wzmacniającej) lub destruktywnej (wygaszającej) w zależności od długości fali światła przechodzącego przez filtr. Filtry interferencyjne dają wiele korzyści w zastosowaniu. Jedną z najważniejszych cech jest to, że połączenie procesu projektowania i technologii w obszarze nanoszenia cienkich warstw, pozwala na swobodny dobór filtrowanej długości fali. W związku z tym, możliwe jest naniesienie takich filtrów również bezpośrednio na sensor CMOS, a także wykonanie na podłożu szklanym filtra gradientowego - LVF (*Linear Variable Filter*) oraz filtra Fabry-Perot.

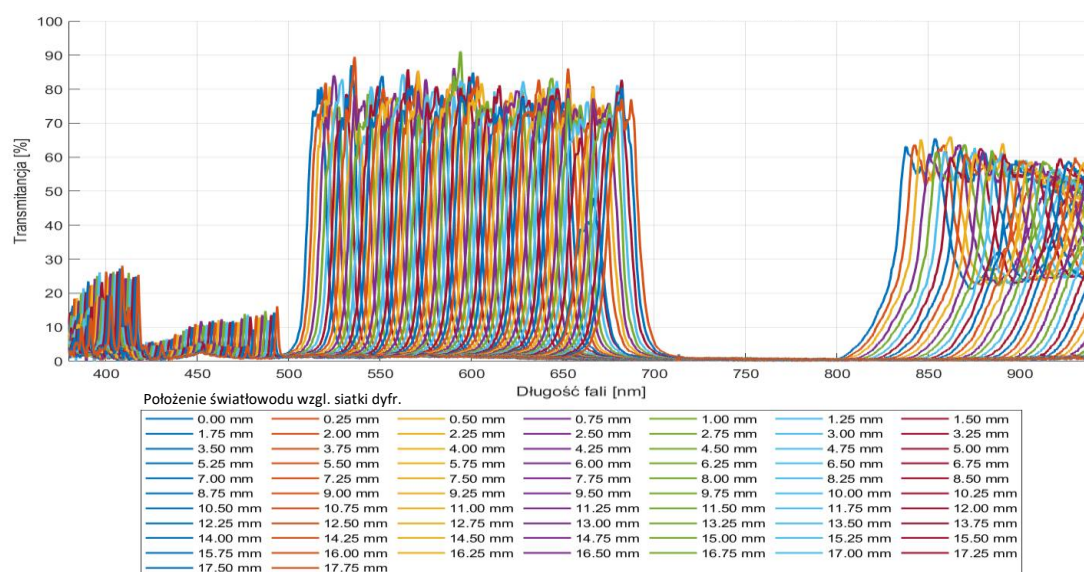
W przypadku filtrów LVF na szkle, buduje się je jako wielowarstwowe struktury, w których warstwy materiałów, najczęściej o małym (np. 1,4) i dużym (np. 2,3) współczynniku załamania światła, układane są naprzemiennie. Warunkiem zaistnienia interferencji konstruktywnej jest aby droga optyczna (iloczyn grubości warstwy i współczynnika załamania światła) była wielokrotnością połowy długości fali światła, która ma być przepuszczana przez filtr. Zmieniając gradientowo grubości poszczególnych warstw wzdłuż podłoża szklanego, można uzyskać zmianę długości przepuszczanej fali.

Jeśli chodzi o filtry Fabry-Perot, to filtry te również budowane są jako struktury wielowarstwowe. W konstrukcji tych filtrów dodatkowo występuje wnęka optyczna o kształcie klina, której grubość zmniejsza się liniowo od jednej krawędzi filtra do drugiej (rys. 6.28).

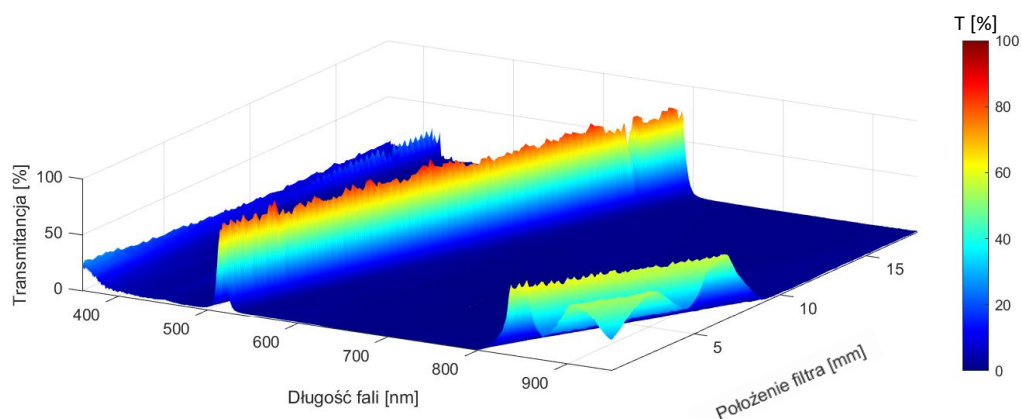


Rys. 6.28. Schemat ilustrujący budowę filtra Fabry-Perot oraz przykład charakterystyki transmitancji takiego filtra [93]

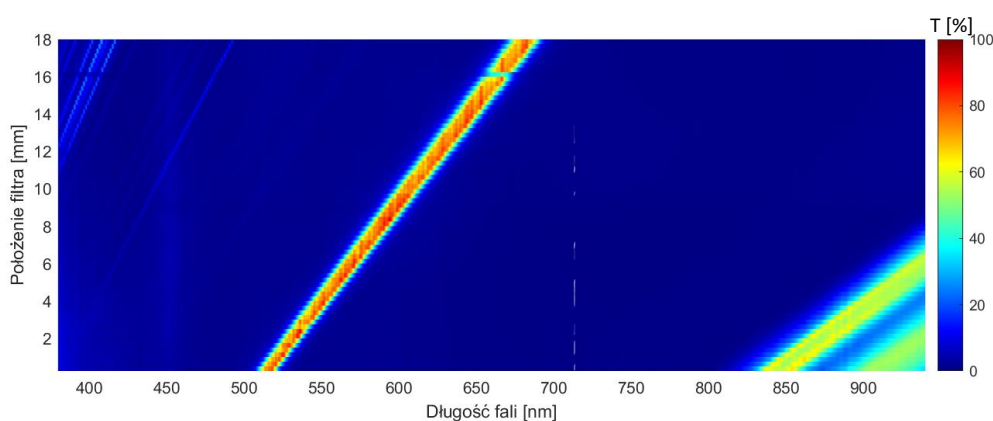
W ramach realizacji rozprawy doktorskiej wykonano badania filtra LVF dostarczonego przez Institute of Thin Film Sensors and Imaging, University of the West Scotland. Wyniki pomiarów przedstawiono na rysunkach 6.29 – 6.33.



Rys. 6.29. Charakterystyka przestrzenno-spektralna filtra LVF. Widma wyznaczono przemieszczając liniowo filtr względem światłowodu zbierającego z krokiem 250 μm

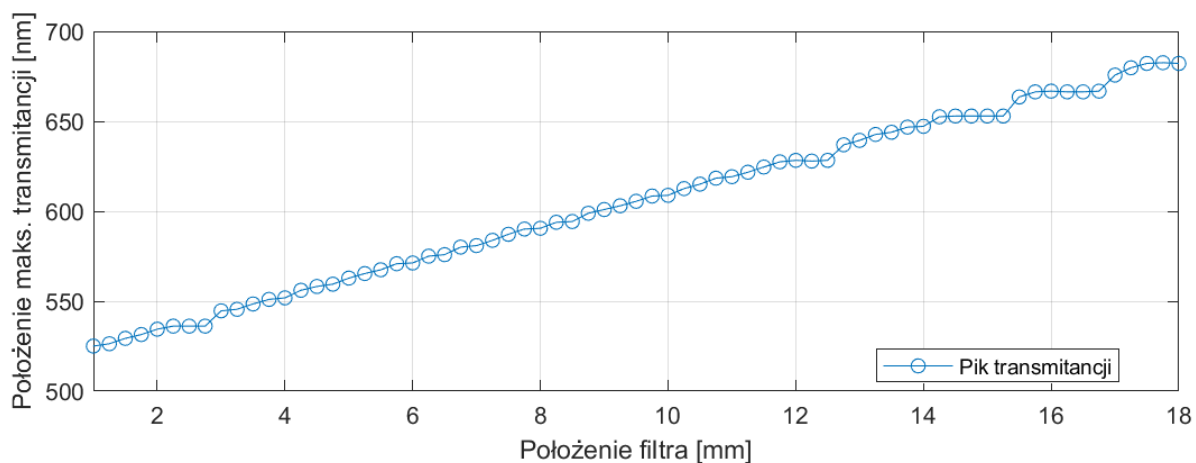


Rys. 6.30. Charakterystyka przestrzenno-spektralna filtra LVF - widok przestrzenny

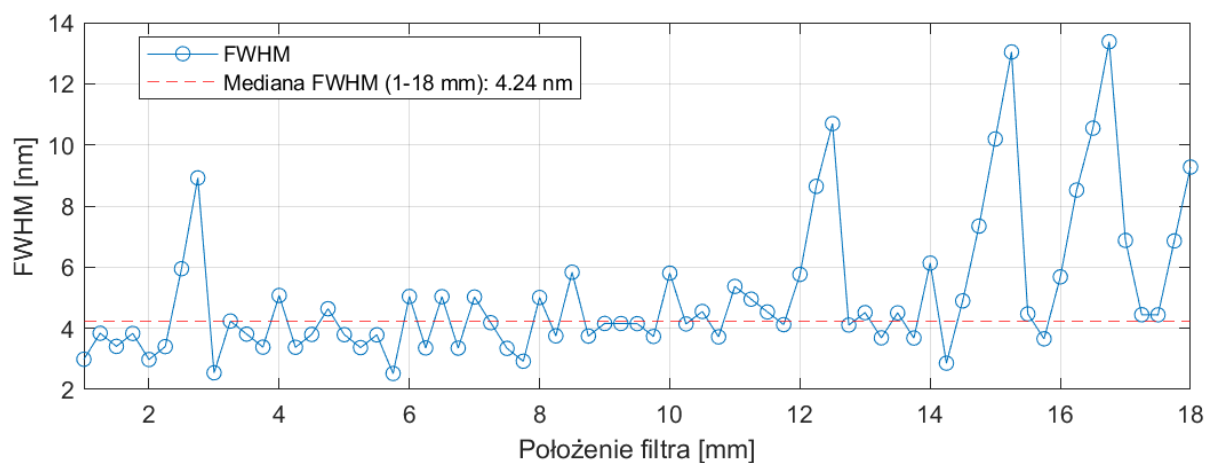


Rys. 6.31. Charakterystyka przestrzenno-spektralna filtra LVF – mapa 2D

Dla zbadanego filtra LVF kształt pików transmisyjnych odznacza się wysoką regularnością i względnie równomiernym poziomem transmitancji, która w szczycie osiąga 80-90% (rys. 6.29). Zauważyć można także stłumione, lecz wyraźne odpowiedzi harmoniczne w paśmie ultrafioletowym i niebieskim, a także bardziej intensywne w zakresie bliskiej podczerwieni. Filtr ten, podobnie jak opisane wcześniej siatki dyfrakcyjne, również charakteryzował się liniową zależnością pomiędzy przesunięciem filtra względem światłowodu rejestrującego a położeniem maksimum pików transmitancji (rys. 6.32). Kanały spektralne są bardzo wąskie z medianą szerokości FWHM na poziomie 4,2 nm (rys. 6.33) z tendencją liniowego wzrostu wraz ze wzrostem długości fali.

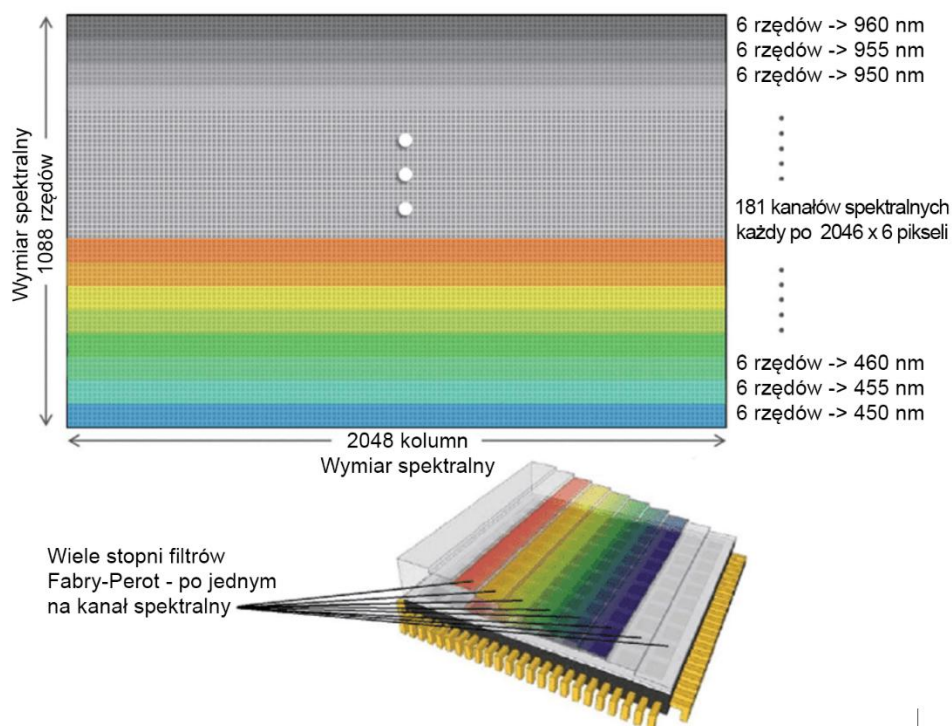


Rys. 6.32. Położenie maksimum pików transmitancji w zależności od położenia filtra LVF względem światłowodu zbierającego



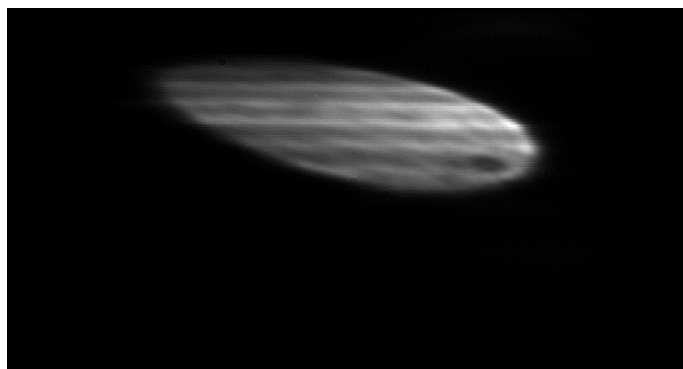
Rys. 6.33. Szerokość połówkowa (FWHM) pików transmitancji w zależności od położenia filtra LVF względem światłowodu zbierającego

W przypadku kamery Ximea XiSpec, elementem światłoczułym jest sensor CMOS marki IMEC, na którego powierzchni naniesiona została matryca miniaturowych filtrów Fabry-Perot. Matryca ta ma postać pasków dzięki czemu kamera pozwala na obrazowanie kilkuset pasm światła na różnych rzędach pikseli matrycy (rys. 6.34).

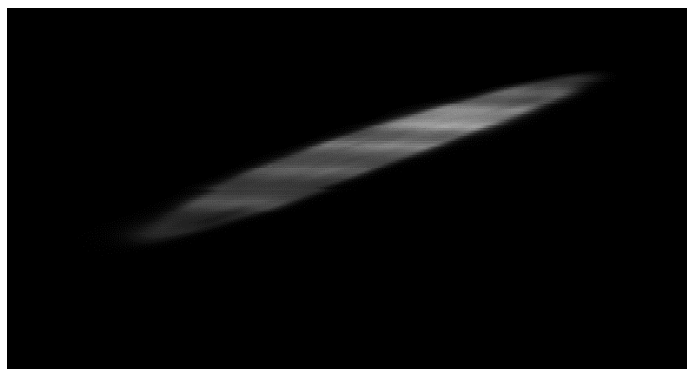


Rys. 6.34. Filtr Fabry-Perot w realizacji liniowej na sensorze kamery Ximea [94]

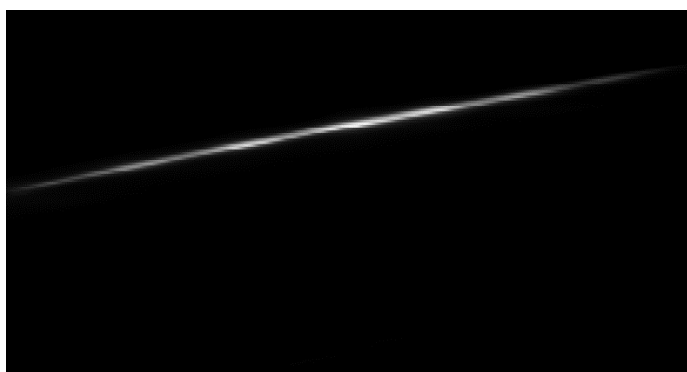
Wykonane w ramach rozprawy doktorskiej pomiary z wykorzystaniem kamery Ximea XiSpec (rys. 6.35, 6.36 i 6.37) pozwoliły zauważyć dwie istotne cechy filtrów FP nanoszonych na sensor. Przede wszystkim, kamera w bardzo precyzyjny sposób filtruje pasma, ponieważ stosunek sygnału na pikselach oświetlonych długością fali rezonansu danego filtra FP do sygnału na pikselach sąsiednich jest wysoki. Na obrazach nie jest łatwo dostrzec poświatę wokół obszarów przepuszczających pasmo właściwe dla danego filtra FP co oznacza bardzo dobre właściwości filtracyjne maski FP na sensorze. Ponadto sprawność kwantowa filtrów FP jest wysoka, pozwalająca na akwizycję nasyconych obrazów przy czasach ekspozycji kilkukrotnie niższych od wartości koniecznych w przypadku rejestracji za pomocą spektrometru (w tych samych warunkach).



Rys. 6.35. Obraz z kamery z sensorem z filtrami FP – projekcja pryzmatu



Rys. 6.36. Obraz z kamery z sensorem z filtrami FP – projekcja siatki dyfrakcyjnej nr 1 (300 r/mm)



Rys. 6.37. Obraz z kamery z sensorem z filtrami FP – projekcja siatki dyfrakcyjnej nr 2 (600 r/mm)

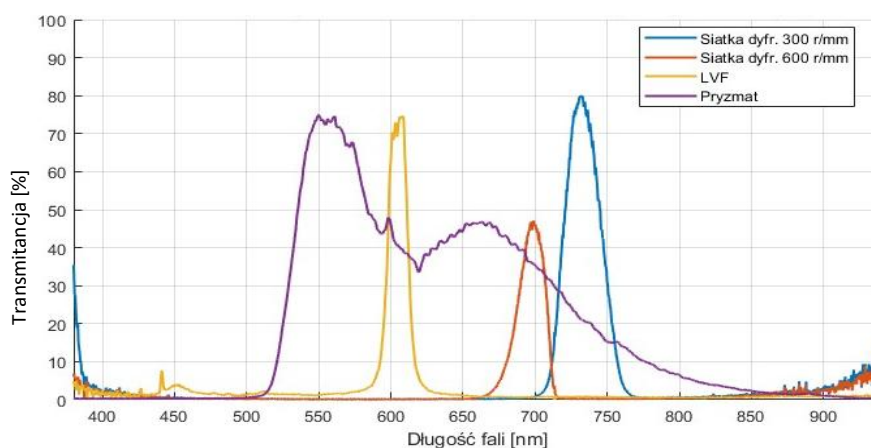
Kolejny wniosek, jaki można wyciągnąć z przedstawionych obrazów to potwierdzenie charakterystyk rozdzielczości spektralnej filtrów dyfrakcyjnych i pryzmatu. Szerokość rzutowanej plamki na sensorze, która była przy akwizycji każdego zdjęcia tego samego rozmiaru wykazuje znacznie gorszą rozdzielczość spektralną pryzmatu i siatki nr 1 (300 r/mm) niż siatki nr 2 (600 r/mm). Ponadto zauważyć można odwrotne przestrzennie działanie pryzmatu (światło czerwone jest mniej odchylone od osi padania światła białego, niż ma to miejsce w przypadku siatek dyfrakcyjnych). Dlatego też na obrazie z kamery Ximea XiSpec, pryzmat rzutuje plamkę pochyloną w kierunku odwrotnym.

6.7. PORÓWNANIE WYNIKÓW BADAŃ, WNIOSKI ORAZ OPTYMALNE ZASTOSOWANIE POSZCZEGÓLNYCH ELEMENTÓW FILTRUJĄCYCH

Przedstawione w rozdziale 6 pomiary pozwalają na wyciągnięcie podstawowego wniosku, który określa bezpośredni związek pomiędzy zagęszczeniem rowków w siatce dyfrakcyjnej a rozdzielczością spektralną projektowanego obrazu. Siatka dyfrakcyjna o zagęszczeniu 600 rowków na milimetr pozwalała na uzyskanie znacznie węższych okien spektralnych niż siatka

o zagęszczeniu 300 rowków na milimetr. Ponadto kształt krzywych uzyskiwanej na gęściej rowkowanej siatce jest znacznie bardziej zbliżony do krzywej Gaussa. Warto jednak zwrócić uwagę na większą sprawność kwantową siatki o rowkowaniu 300 rowków/mm w porównaniu do siatki 600 rowków/mm. Wnioski te zbieżne są z kartami katalogowymi tych produktów [95,96].

Pomiary pryzmatu pokazały również jego obniżoną implementowalność w kamerach hiperspektralnych. Krzywe spektralne były znacznie bardziej poszerzone, oraz ich kształt nie przypominał krzywych Gaussa. Okna spektralne pryzmatu są znacznie szersze niż ma to miejsce w przypadku siatek dyfrakcyjnych. Dla czytelniejszego porównania szerokości i kształtu krzywych, wybrane wyniki pomiarów siatek, filtra LVF oraz pryzmatu zestawiono na rys. 6.38.



Rys. 6.38. Porównanie wybranych serii pomiarowych transmittancji różnych elementów filtrujących światło

Z kolei w tabeli 6.3 przedstawiono zestawienie wyznaczonej mediany FWHM dla badanych elementów oraz takie parametry statystyczne, jak odchylenie standardowe i dywergencja.

Tabela 6.3. Zestawienie parametrów związanych z szerokością okna transmisyjnego zmierzonego dla badanych elementów filtrujących

Element filtrujący	Mediana FWHM [nm]	Odchylenie stand. [nm]	Dywergencja [nm]
Pryzmat	55,69	43,62	130,55
Siatka dyfr. 300 r/mm	13,54	10,78	8,18
Siatka dyfr. 600 r/mm	8,59	8,43	5,86
LVF	4,24	2,36	10,85

Jednak zdecydowanie najlepszą sprawnością radiometryczną oraz najmniejszą szerokością kanału spektralnego wykazał się filtr LVF na podłożu szklanym. Czyni to filtry LVF

zdecydowanie najbardziej dokładnymi elementami do budowy instrumentów spektrofotometrycznych ze wszystkich zbadanych komponentów. Ich wadą jest stosunkowo wąski zakres spektralny, jednakże w wielu aplikacjach może być to zaletą. Zrozumiałe staje się zatem coraz częstsze stosowanie filtrów interferencyjnych (stanowiących fundament filtrów LVF) w kamerach hiperspektralnych.

Optymalne zastosowanie poszczególnych elementów filtrujących zależy w kluczowej mierze od aplikacji w jakiej pracować ma instrument HSI. W przypadku aplikacji mobilnych realizowanych na takich platformach, jak UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*) lub instrumentach satelitarnych, zdecydowanie warte rozważenia są interferencyjne elementy filtrujące z uwagi na swoją kompaktową formę. Platformy mobilne, jeśli posiadają odpowiednią przestrzeń ładunkową dla instrumentu HSI, mogą również pomieścić spektrofotometry oparte na elementach dyfrakcyjnych. Do zastosowań przemysłowych i laboratoryjnych, optymalne zastosowanie znajdują elementy dyfrakcyjne oraz dyspersyjne z uwagi na swój wysoki poziom transmitancji. W zależności od wymaganej rozdzielczości spektralnej, zastosować można także w niektórych przypadkach elementy interferencyjne o konstrukcji filtrów LVF.

Niewątpliwie, jedynym elementem filtrującym, jaki można zastosować w ręcznie operowanych kamerach hiperspektralnych, są filtry interferencyjne o konstrukcji mozaikowej, nanoszone na sensor CMOS. Elementy optyczne, których wyniki badań opisano w niniejszym rozdziale wykorzystano do budowy stanowisk przemysłowych do pozyskiwania danych hiperspektralnych, analizowanych w dalszej części niniejszej rozprawy (rozdziały 7-9).

7. BADANIA METOD PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HSI

Niniejszy rozdział opisuje podejście, metodologię, przebieg oraz wyniki badań metod przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych. Zestawiono w nim również informacje na temat opracowanych algorytmów testowych, wykorzystanych zestawów danych do eksperymentów oraz opis stanowisk badawczych opracowanych w ramach niniejszej pracy doktorskiej.

7.1. DEFINICJA PROBLEMU BADAWCZEGO

Kluczowym elementem wartości wchodzącym w skład współczesnych systemów opartych na danych optycznych jest część dotycząca przetwarzania i analizy danych. Jest to szczególnie istotny element systemów opartych na danych hiperspektralnych i multispektralnych, ponieważ surowych danych tego typu nie da się w całości objąć ludzkimi zmysłami. Bez elementów przetwarzania i akwizycji nie jest możliwe pełne zrozumienie wartości pozyskanych w procesie akwizycji danych hiper i multispektralnych. Dlatego też, podczas syntezy układów przetwarzania i analizy, kluczowe jest dokładne zrozumienie dwóch fundamentalnych cech tego rodzaju systemów, tj. wydajności oraz skuteczności poszczególnych ogniw łańcucha przetwarzania danych. Ponieważ oczekiwana jest zawsze maksymalizacja tych dwóch parametrów, wraz ze wzrostem złożoności danych wsadowych, problem jest coraz bardziej skomplikowany. Z tego powodu, zdecydowano się opracować odpowiednią systematykę łańcucha przetwarzania danych oraz zbadać wydajności i skuteczności ogniw łańcucha odpowiedzialnych za przetwarzanie i analizę [97].

Zarówno wydajność, jak i skuteczność ogniw łańcucha danych zależą od kilku czynników, które można sklasyfikować w czterech obszarach:

a) Dane wsadowe:

- złożoność (rozdzielczość przestrzenna, rozdzielczość spektralna),
- jakość (poziom szumu, martwych pikseli i kanałów).

b) Infrastruktura obliczeniowa:

- rodzaj (np. serwer, komputer PC, mikrokomputer),
- klasa (poziom zaawansowania i wydajności obliczeniowej).

c) Oprogramowanie:

- architektura,
- rodzaj zastosowanych algorytmów,
- rodzaj i złożoność zastosowanych modeli AI.

d) Cel przetwarzania lub analizy:

- jak złożony problem należy rozwiązać,
- jaki rodzaj danych należy wytworzyć (raport analityczny, współrzędne anomalii lub przetworzony plik rastrowy - wsadowy).

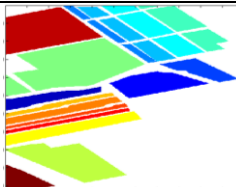
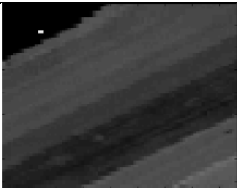
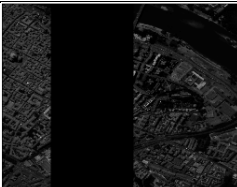
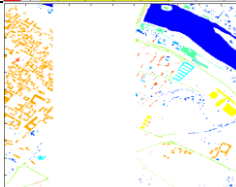
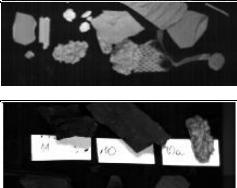
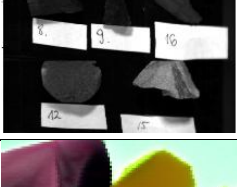
Aktualny rozwój instrumentów HSI jak i coraz wyższe wymagania stawiane produktom przetwarzania i analizy takich danych powodują, że wydajność przetwarzania jest ciągłym wyzwaniem. Wyścig w kierunku coraz bardziej wydajnej infrastruktury obliczeniowej przyspiesza, jednak w połączeniu z coraz wyższym poziomem algorytmiki i rozwiązań sztucznej inteligencji, można ulec wrażeniu, że wydajność i skuteczność metod przetwarzania i analizy danych HSI jest stała. Jest to oczywiście błędne wrażenie, dlatego też narzędzia i badania pozwalające na weryfikację tych parametrów odznaczają się wysoką wartością poznawczą. Na potrzeby niniejszej rozprawy zbadano metody, algorytmy i modele najczęściej stosowane i istotne ze względu na opisaną w rozdziale 8 niniejszej rozprawy doktorskiej, nową metodykę syntezy układów hiper i multispektralnych.

7.2. DANE WYKORZYSTANE W BADANIACH

W eksperymentach wykorzystano dane zarówno pochodzące z zewnętrznych baz skanów hiperspektralnych (zestawy 1-4 wg. tabeli 7.1), jak również pozyskane na stanowiskach akwizycji hiperspektralnej opracowanych w ramach prac nad doktoratem (zestawy 5-7 wg Tabeli 7.1). Dane dobrano pod kątem jak największego zróżnicowania i pokrycia wszystkich kluczowych dziedzin rozpatrywanych w rozprawie doktorskiej. Są to zarówno zestawy danych pochodzące z instrumentów teledetekcyjnych (obrazowania lotnicze i satelitarne), wykorzystywanych w rolnictwie, górnictwie i leśnictwie, jak również dane pozyskane w laboratorium, które reprezentują aplikacje przemysłowe i górnicze.

Przedstawione zestawy danych wybrano w taki sposób, aby miały zarówno różne rozmiary przestrzenne jak i spektralne, aby stanowiły uniwersalny pakiet do eksperymentów. Choć w większości przypadków nie są one wizualnie spektakularne z powodu małej liczby pikseli to pod kątem spektralnym odznaczają się wysoką rozdzielczością, która pozwala na identyfikację sygnatur spektralnych. W szczególności, zestawy danych pozyskane na przygotowanych w ramach doktoratu stanowiskach, w niektórych przypadkach mają nawet dziesięciokrotnie większą liczbę kanałów spektralnych niż rynkowe instrumenty HSI. Z kolei wykorzystanie w eksperymentach zestawów pochodzących z publicznych baz danych, pozwala na porównanie wyników eksperymentów z rezultatami badań własnych.

Tabela 7.1. Zestawy danych hiperspektralnych

Nr zestawu	Nazwa zbioru	Instrument	Liczba kanałów (głębokość bitowa)	Liczba pikseli	Obraz (1 kanał)	Prawda podstawowa	Liczba klas prawdy podst.
1	Indian Pines [101]	AVIRIS	200 (16 bitów)	145 x 145			16
2	Salinas [101]	AVIRIS	204 (16 bitów)	512 x 217			16
3	Salinas-A [101]	AVIRIS	204 (16 bitów)	86 x 83			6
4	Pavia Centre [101]	ROSIS	102 (16 bitów)	1096 x 715			9
5	Scanway: Płatki-01 [102]	HSS-400	448 (16 bitów)	320 x 1024			8
6	Scanway: Skaly-04 [102]	HSS-400	448 (16 bitów)	995 x 1024			8
7	Scanway: Płatki-70 [102]	HSS-1020	2036 (16 bitów)	140 x 112			11

Instrumenty lotnicze i satelitarne AVIRIS (Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer) i ROSIS (Reflective Optics System Imaging Spectrometer) należą do najbardziej dokładnych i odznaczających się najwyższą rozdzielczością instrumentów hiperspektralnych na świecie. Oba instrumenty znajdują szerokie zastosowanie w teledetekcji, analizie środowiskowej, mapowaniu powierzchni Ziemi, a także w mapowaniu zmian w ekosystemach. W tabeli 7.2 zestawiono kluczowe parametry obu instrumentów [103] [104].

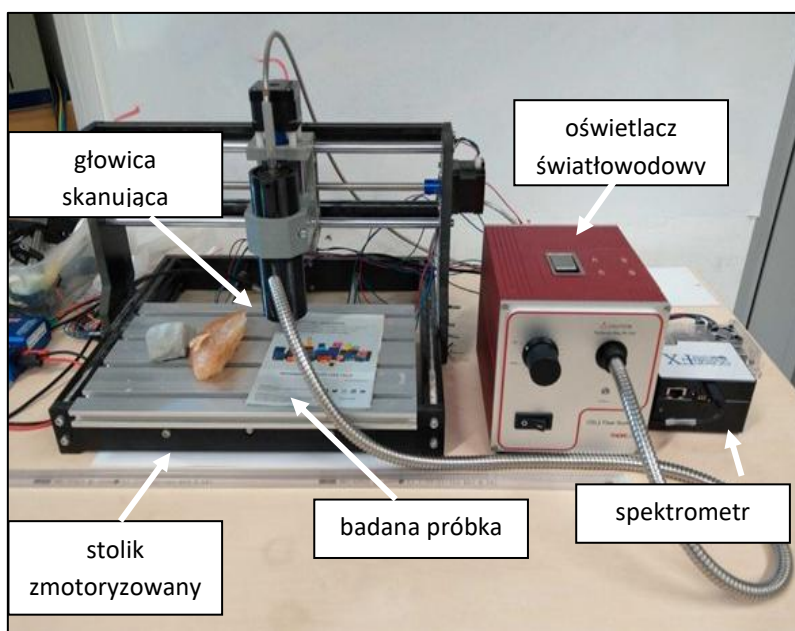
Tabela 7.2 Parametry instrumentów AVIRIS i ROSIS [103, 104]

Instrument	Operator	Zakres spektralny [nm]	Liczba pasm	Rozdzielczość spektralna [nm]	Platforma
AVIRIS [5]	NASA/JPL	400-2500	224	10	Samoloty (ER-2, Twin Otter)
ROSIS [6]	ESA	430-850	115	4	Samoloty (DO-228)

Dane opisane w tabeli 7.1, pochodzące z instrumentów AVIRIS i ROSIS:

- Zestaw Indian Pines (w tabeli 7.1 oznaczony numerem 1), to jeden z najbardziej znanych i szeroko wykorzystywanych zbiorów danych teledetekcyjnych i hyperspektralnych. Zebrany przez instrument AVIRIS w czasie kampanii lotniczej w 1992 roku wciąż stanowi dane referencyjne dla wielu algorytmów do danych HSI. Scena obejmuje obszar około 20 hektarów terenów rolnych i leśnych stanu Indiana (USA) w zakresie długości fali od 0,4 do 2,5 mikrometra. Ze względu na okna absorpcyjne pary wodnej w atmosferze, niektóre pasma zostały usunięte z zestawu. Na obrazie widocznych jest szesnaście klas obiektów, zestawionych w dostępną mapę prawdy podstawowej (*ground truth*). Klasy te obejmują poszczególne rodzaje upraw rolnych, trawy, lasy oraz obiekty pochodzenia ludzkiego [101].
- Zestawy Salinas i Salinas-A (w tabeli 7.1 oznaczone numerem 2 i 3) to również zestawy z instrumentu AVIRIS i również często wykorzystywane w wizji maszynowej dane hyperspektralne. Obrazy te zostały pozyskane w 1998 z platformy lotniczej i obejmują rejony rolnicze doliny Salinas Valley w Kaliforni (USA). Zestaw Salinas-A jest podzbiorem zestawu Salinas. Pod kątem spektralnym zestaw ten jest podobny do zbioru Indian Pines. Mapa z klasami prawdy podstawowej obejmuje 16 klas dla zbioru większego i 6 klas dla mniejszego. Klasy określają rozłożenie takich roślin uprawnych jak sałata, lucerna, warzywa liściaste a także roślin wieloletnich [101].
- Zestaw Pavia Centre (w tabeli 7.1 oznaczony numerem 4) to zestaw danych pozyskany przez instrument ROSIS w trakcie kampanii lotnej w 2001 roku nad miastem Pavia w północnych Włoszech. Charakteryzuje się wysoką rozdzielczością przestrzenną, lecz niższą rozdzielczością spektralną, w porównaniu do wcześniej wymienionych zestawów. Zestaw ten wyposażony jest w prawdę podstawową z dziewięcioma klasami, określającymi takie rodzaje obiektów jak woda, drzewa, dachówki, łąki, gleba, asfalt i inne spotykane w mieście materiały [101].

Pozostałe dane pozyskane zostały z wykorzystaniem stanowisk do skanowania hiperspektralnego, opracowanych w laboratorium firmy Scanway w ramach prac nad niniejszą rozprawą doktorską o roboczych nazwach HSS-1020 i HSS400. Oba stanowiska oparte są na metodzie skanowania whisk-broom, czyli punktowym przemiataniu powierzchni z wykorzystaniem spektrometru. W stanowisku zastosowano komercyjny spektrometr, stanowiący serce obu układów pomiarowych. Spektrometr mierzy jednocześnie 2136 kanałów spektralnych w zakresie od 350 nm do 1000 nm z rozdzielczością subnanometryczną. Model zastosowanego spektrometru to OceanFX-VIS-NIR marki OceanOptics (opisany w rozdziale 6.3). Skaner HSS-1020 (rys. 7.1) składa się ze spektrometru z przyłączem światłowodowym, przed którym umieszczony jest układ obiektywowy, zbierający światło z niewielkiego (ok. 0,1 mm średnicy) obszaru na powierzchni stołu roboczego. Spektrometr, dzięki wewnętrznemu układowi składającemu się z siatki dyfrakcyjnej i liniowego sensora CMOS dokonuje akwizycji polowej obiektu z częstotliwością do 4 tysięcy próbek na sekundę. Dane w postaci cyfrowej, poprzez interfejs USB pobierane są na komputer klasy PC.



Rys. 7.1. Widok opracowanego skanera typu HSS-1020

Skaner HSS-1020 wykorzystuje translacyjny układ kinematyczny XY do przesuwania optyki zbierającej światło z poszczególnych punktów pola roboczego. Światło białe, dostarczane jest w obszar roboczy poprzez giętki światłowód. Próbką skanowaną jest punkt po punkcie, a zarządzanie systemem odbywa się z wykorzystaniem komputera PC. Efektem pracy układu jest plik w formacie .dat i .hdr, który przechowuje odpowiednio dane pomiarowe oraz informację o długościach fali dla każdego kanału spektralnego. Parametry skanera HSS-1020 przedstawione zostały w tabeli 7.3, z kolei widok skanera podczas akwizycji zestawu danych

Płatki-70 (dane firmy Scanway) wykorzystywanych na potrzeby niniejszej pracy przedstawiono na rys. 7.2.

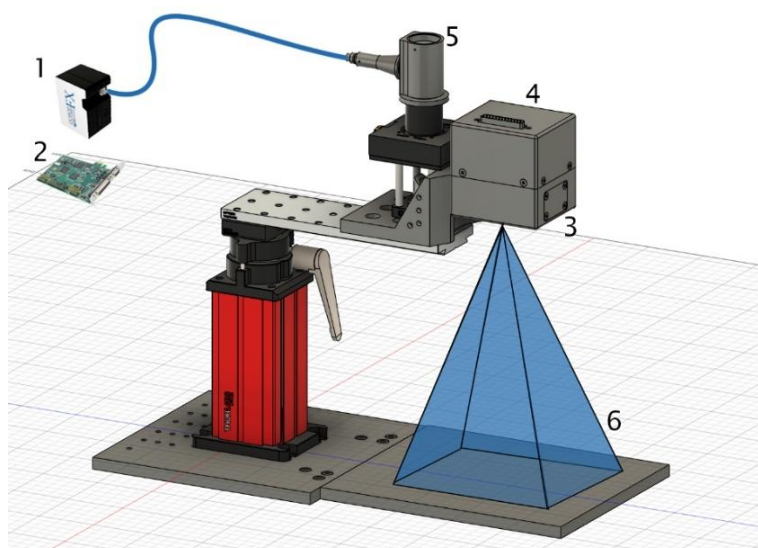
Tabela 7.3. Parametry opracowanego skanera HSS-1020

Parametr	Wartość
Zakres pomiarowy	350 ÷ 1000 nm
Rozdzielczość spektralna	0,3 nm
Rozmiar pola roboczego	200x100 mm ²
Rozdzielczość przestrzenna	0,1x0,1 mm ²
Czas skanowania pełnego pola	ok. 27 min



Rys. 7.2. Skaner HSS-1020 w trakcie akwizycji zestawu danych o nazwie Płatki-70

Oprócz skanera HSS-1020 w trakcie realizacji prac związanych z rozprawą doktorską, opracowano również stanowisko o roboczej nazwie HSS-400. W odróżnieniu od swojego poprzednika, stanowisko to wyróżniało się większą rozdzielczością przestrzenną oraz szybkością działania. Zastosowanie głowicy galwanometrycznej z dwuosiowym układem luster o szerokim spektrum odbijania światła, umożliwiło błyskawiczne skanowanie powierzchni roboczej. Układ kolimacyjno-skupiający oparty na kolimatorze reflektorowym oraz soczewkach skupiających, umożliwiał zbieranie z niewielkiego (ok. 0,05 mm średnicy) obszaru na powierzchni docelowego pola roboczego.



Rys. 7.3. Skaner HSS-400. Elementy: 1 - spektrometr, 2 - sterownik napędów, 3 - oświetlacz halogenowy (od spodu głowicy), 4 - dwuosiowa głowica galwanometryczna, 5 - kolimator i soczewka skupiająca, 6 - wizualizacja pola roboczego

Możliwa jest modyfikacja układu skupiającego na taki, który pracuje w trybie nieskończonej odległości, co pozwala na wykorzystanie skanera do akwizycji obrazów nie tylko w laboratorium, ale także z dużej odległości, np. panoram miasta dla zadań teledetekcyjnych. Efektem pracy układu jest plik w formacie .dat i .hdr, który przechowuje odpowiednio dane pomiarowe oraz informację o długościach fali dla każdego kanału spektralnego. Wynikowe parametry skanera HSS-400 przedstawione zostały w tabeli 7.4.

Tabela 7.4. Parametry Skanera HSS-400.

Parametr	Wartość
Zakres pomiarowy	350 ÷ 1000 nm
Rozdzielczość spektralna	0,3 nm (0,2 nm w wersji ulepszonej)
Rozmiar pola roboczego	150 x 150 mm ²
Rozdzielczość przestrzenna	0,05 x 0,05 mm ²
Czas skanowania pełnego pola	ok. 24 min

Dane opisane w tabeli 7.1, pochodzące z instrumentów autorskich to:

- Płatki-01 (w tabeli 7.1 oznaczony numerem 5), to zestaw danych o względnie wysokiej rozdzielczości przestrzennej i umiarkowanej rozdzielczości spektralnej. Zestaw to grupa materiałów spożywczych (płatki owsiane) w otoczeniu ciał obcych z linii produkcyjnej (drewno, guma, tworzywo sztuczne, tektura itp.). Zestaw pozyskany w ramach kampanii testowej dla branży przemysłowej – spożywczej. Prawda podstawowa zawiera 8 klas.

- Skaly-04 (w tabeli 7.1 oznaczony numerem 6), to zestaw o parametrach podobnych do zestawu Płatki-01. Jest to zestaw o największej, spośród wszystkich badanych zbiorów liczbie pikseli, przedstawiający zestaw 8 różnych rodzajów skał, opisanych w ramach prawdy podstawowej. Zestaw pozyskany dla przedstawiciela branży górniczej. Przetwarzany i analizowany zestaw pozbawiony jest tła i elementów opisowych (kartki z numerami).
- Płatki-70 (w tabeli 7.1 oznaczony numerem 7), to z kolei zestaw o największej liczbie kanałów spektralnych. Zestaw posiada prawdę podstawową opisującą 11 różnych rodzajów obiektów, między innymi: cukier, płatki owsiane, płatki kukurydziane, tworzywa sztuczne, worek foliowy, tekstura, drewno, maseczka higieniczna itp. Pozyskany został w celu trenowania modeli obliczeniowych dla detekcji ciał obcych na przemysłowej linii do produkcji spożywczej, podobnie jak zestaw Płatki-01.

We wszystkich opisanych zestawach danych, wiedza na temat obiektów, znajdujących się w prawdzie podstawowej (np. rodzaj drewna, rodzaj minerału), została pominięta, ponieważ nie stanowi ona kluczowego elementu opisanego problemu badawczego. Kluczowa wiedza, wykorzystana w badaniach to obszary graniczne różnych klas i ich liczba. W związku z tym, w dalszej części pracy nie jest rozpatrywany i opisywany rodzaj obiektów wykrytych na poszczególnych obrazach.

7.3. WYNIKI BADANIA WYDAJNOŚCI I SKUTECZNOŚCI PRZETWARZANIA I ANALIZY DANYCH HIPERSPEKTRALNYCH

W niniejszym rozdziale zamieszczono wyniki badania wydajności i skuteczności algorytmów przetwarzania danych z wykorzystaniem zbiorów danych opisanych w tabeli 7.1.

7.3.1. Przyjęta metodologia badawcza

Z uwagi na złożoność problemu badawczego, a dokładniej możliwość realizacji badań z wykorzystaniem wielu różnych podejść, algorytmów i metod, zdecydowano się na podejście eksperymentalne, wykorzystujące kilka najczęściej stosowanych rozwiązań obliczeniowych. Wyróżniono dwa kluczowe podejścia do klasyfikacji obiektów na obrazach hiperspektralnych, które są szczególnie istotne do zbadania w kontekście dalszych rozdziałów niniejszej rozprawy doktorskiej:

- operacje klasyfikacji na oryginalnych, niezredukowanych wymiarowo danych wejściowych,

- operacje klasyfikacji na danych zredukowanych wymiarowo.

Przetestowano dwie najczęściej spotykane metody klasyfikacji obiektów, czyli:

- klasyfikację nienadzorowaną z wykorzystaniem klasteryzacji metodą centroidów (*k-mean*) [98],
- klasyfikację nienadzorowaną z wykorzystaniem klasteryzacji metodą GMM (*Gaussian Mixture Model*) [98],
- klasyfikację nadzorowaną z wykorzystaniem klasteryzacji random forest (metoda drzew decyzyjnych) [99].

Jak już opisano w rozdziale 5, dwie pierwsze metody są metodami nauczania maszynowego nienadzorowanego, czyli takiego, które nie jest realizowane ze znaną prawdą podstawową (*ground truth*). Prawdę podstawową wykorzystamy w ich przypadku, wyłącznie do porównania znalezionych klas z docelowymi. Powodem wyboru tych metod jest chęć przetestowania metod, które szukają wzorców w nieznanymi danych oraz możliwość uproszczenia weryfikacji skuteczności [98].

Trzecia metoda jest metodą nadzorowaną, czyli taką, w której trenowany jest model, nauczany na spodziewanej prawdzie podstawowej, która stanowi nieodłączny element tego typu technik. Wytrenowany model, można następnie wykorzystywać do szukania spodziewanych wzorców w nowych zestawach danych. Metodę tę zastosowano dla porównania skuteczności z metodami nienadzorowanymi [99].

Eksperymenty, wykorzystujące redukcję wymiarowości, przeprowadzono z wykorzystaniem dwóch takich metod jak [100]:

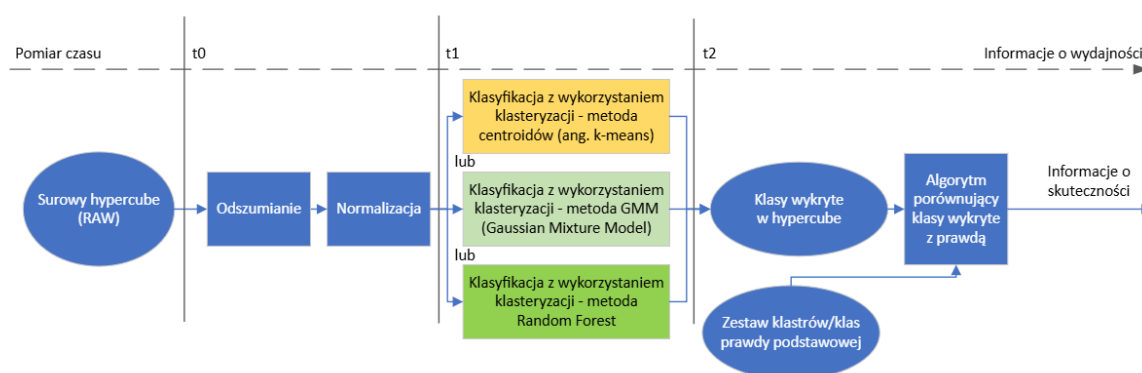
- metoda głównych składowych - PCA (*Principle Component Analysis*)
- metoda liniowej analizy dyskryminacyjnej - LDA (*Linear Discriminant Analysis*)

7.3.2. Macierz eksperymentów

Badania polegały na wykonaniu dziewięciu eksperymentów (każdy z pomiarem dwóch parametrów kluczowych: wydajności i skuteczności). Macierz eksperymentów przedstawiono w tabeli 7.5. W przypadku eksperymentów, w których analizowano wydajność oraz skuteczność przetwarzania danych bez redukcji wymiarowej (eksperymenty 1, 4 oraz 7) przyjęto schemat postępowania przedstawiony na rys. 7.4.

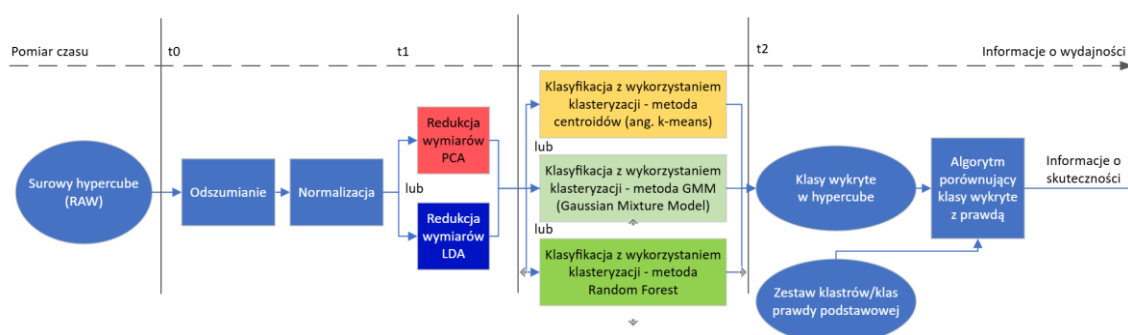
Tabela 7.5. Macierz eksperymentów do badania wydajności i skuteczności przetwarzania i analizy na podstawie wybranych w pracy zestawów danych HSI

Klasyfikacja z wykorzystaniem klastrowania k-means		
Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową	
	PCA	LDA
Eksperyment 1	Eksperyment 2	Eksperyment 3
Klasyfikacja z wykorzystaniem klastrowania Gaussian Mixture Model		
Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową	
	PCA	LDA
Eksperyment 4	Eksperyment 5	Eksperyment 6
Klasyfikacja z wykorzystaniem klastrowania Random Forest		
Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową	
	PCA	LDA
Eksperyment 7	Eksperyment 8	Eksperyment 9



Rys. 7.4. Schemat eksperymentu opartego na przebiegu klasyfikacji na danych bez redukcji wymiarowej

W przypadku eksperymentów, w których zastosowano redukcję wymiarową (eksperymenty 2, 3, 5, 6, 8 oraz 9), przyjęto natomiast schemat postępowania przedstawiony na rys. 7.5.



Rys. 7.5. Schemat eksperymentu opartego na przebiegu klasyfikacji na danych z redukcją wymiarową

7.3.3. Stanowisko badawcze

W celu optymalizacji czasu potrzebnego na procesy treningowe, w stanowisku do przeprowadzania badań eksperymentalnych zastosowano komponenty wysokiej wydajności. CPU to wielordzeniowy procesor o wysokiej częstotliwości zegara Intel Core i7-13700K (3.4 GHz), który oferuje wysoką wydajność jednowątkową oraz wielowątkową, istotną podczas kompilacji kodu oraz wykonywania zadań, które nie mogą być łatwo zrównoległone.

Karta graficzna (GPU) jest najważniejszym elementem maszyny do trenowania modeli AI, zwłaszcza w zadaniach wymagających intensywnego przetwarzania równoległego. Na potrzeby rozprawy doktorskiej zastosowano kartę z dużą ilością rdzeni CUDA i dużą pamięcią VRAM, model NVIDIA RTX 4090. Duża ilość pamięci VRAM (16 GB) pozwala na trenowanie większych modeli bez ograniczeń pamięciowych. Pamięć RAM jest istotna dla jednoczesnego przetwarzania dużych zestawów danych oraz modeli. W szczególności zastosowano 64 GB RAM, z opcją rozbudowy do 128 GB, w wersji o wysokiej przepustowości i taktowaniu na poziomie 6400 MHz. Z uwagi na wymóg dużej szybkości dostępu do danych oraz pojemność, aby pomieścić duże zestawy danych treningowych oraz modele, zastosowano dysk SSD NVMe o pojemności 2 TB dla systemu operacyjnego i oprogramowania. Dyski SSD NVMe zapewniają szybki dostęp do danych, co skraca czas ładowania danych do pamięci.

Wybrany zasilacz (PSU) zapewnia wystarczającą moc dla wszystkich komponentów, zwłaszcza dla energochłonnych kart graficznych, według obliczeń powinien zapewniać moc na poziomie co najmniej 1000 W. Kluczowe dla utrzymania optymalnej wydajności i stabilności systemu, szczególnie podczas intensywnych obliczeń jest chłodzenie całej jednostki obliczeniowej. Dlatego użyto wysokiej jakości system chłodzenia cieczą dla CPU, a także dodatkowe wentylatory w obudowie, aby zapewnić odpowiedni przepływ powietrza. Oprogramowanie stanowi system operacyjny Windows 10/11 oraz popularne biblioteki AI i ML, takie jak PyTorch, SciKit, NumPy i narzędzia do przetwarzania danych hiperspektralnych - HyPy.

7.3.4. Wyniki eksperymentów

Eksperymenty przeprowadzono zgodnie z macierzą eksperymentów opisaną w tabeli 7.5. Łączna liczba doświadczeń składała się z dziewięciu eksperymentów w dwóch odmianach na siedmiu zestawach danych, czyli 126 osobnych przebiegów eksperymentalnych. Wszystkie zestawy danych, opisane w tabeli 7.1 zostały przetworzone i przeanalizowane algorytmami LDA, PCA, K-means, GMM oraz random forest w różnych zestawieniach. Zgodnie z tabelą 7.5,

wykonano także eksperymenty bez redukcji wymiarowej. W niektórych przypadkach, czas przetwarzania był znacznie wydłużony, szczególnie w przypadkach bez redukcji wymiarowej. Z tego powodu w eksperymencie 4 nie udało się uzyskać rezultatów pomiarowych.

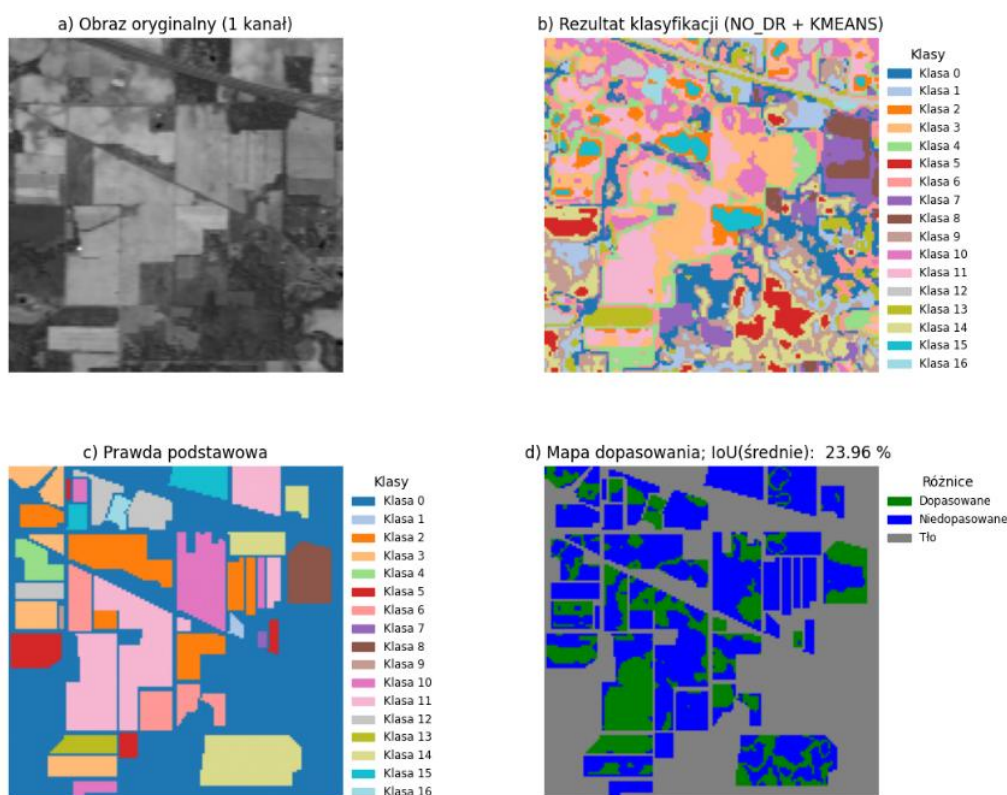
Przykłady przetworzonych i przeanalizowanych zestawów danych, dla różnych kombinacji algorytmicznych zaprezentowano na rysunkach 7.6 – 7.12. Na rysunkach (a) zamieszczono widok oryginalnego obrazu (1 kanał), (b) przedstawia rezultat klasyfikacji uzyskany w wyniku zastosowania wybranego algorytmu, (c) – to widok prawdy podstawowej. Z kolei na rysunkach (d) zamieszczono obraz metryki skuteczności (IoU – *Intersection Over Union* zwany również indeksem Jaccarda), która określa jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą. Metrykę tę otrzymuje się poprzez porównanie podobieństwa między dwoma zbiorami danych, wyznaczając iloraz mocy części wspólnej zbiorów oraz mocy sumy tych zbiorów [105]:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \quad (7.1)$$

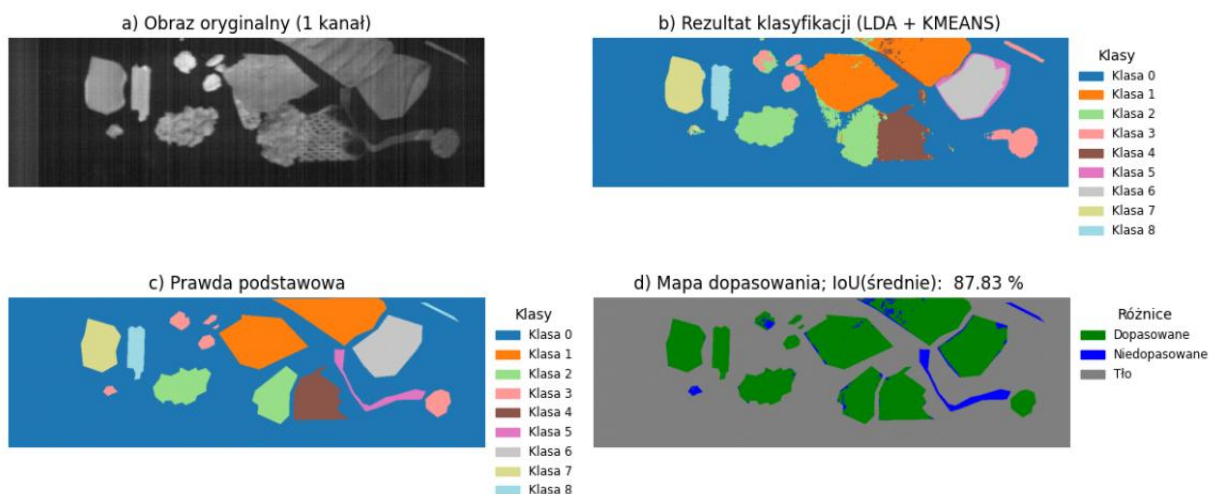
gdzie:

J – współczynnik Jaccarda (IoU),

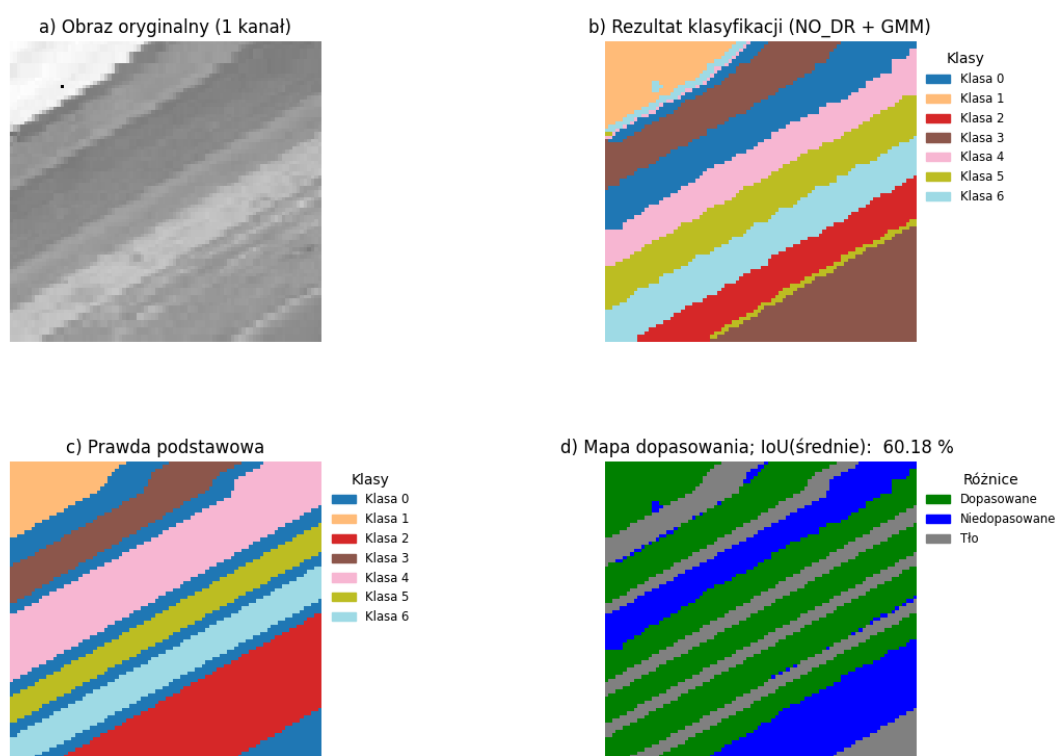
A, B – zbiory.



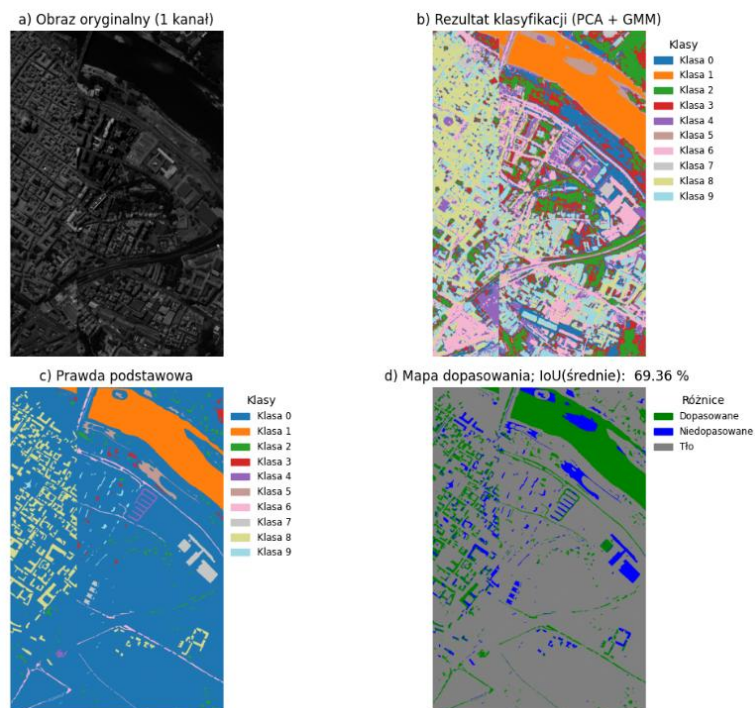
Rys. 7.6. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 1, przeprowadzonego na zestawie Indian Pines:
a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa,
d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą



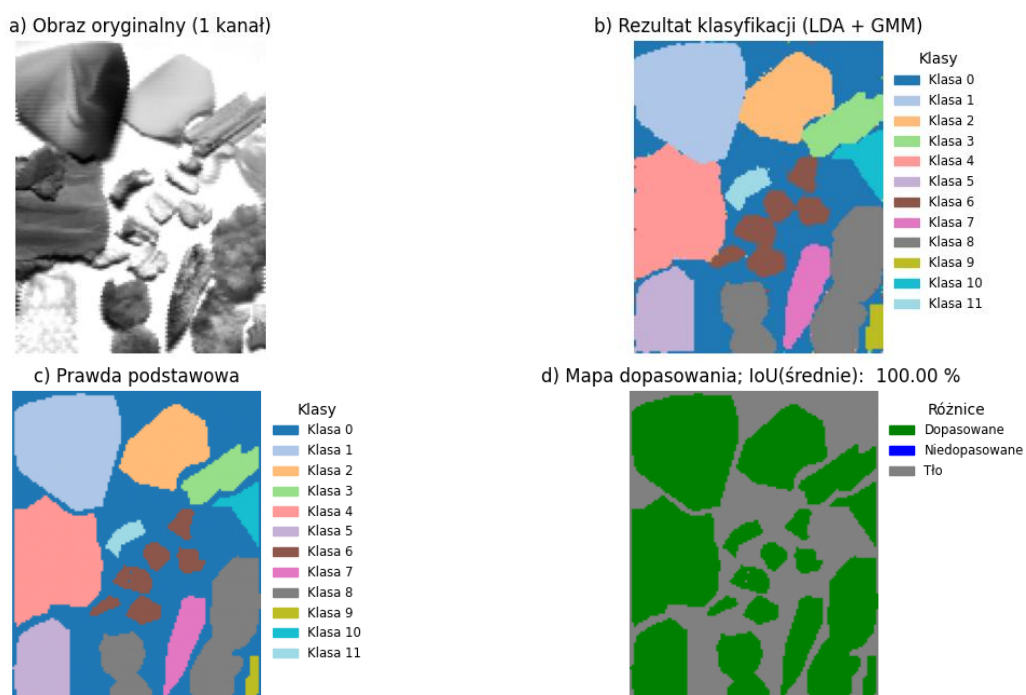
Rys. 7.7. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 3 przeprowadzonego na zestawie Płatki-01:
a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa,
d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą



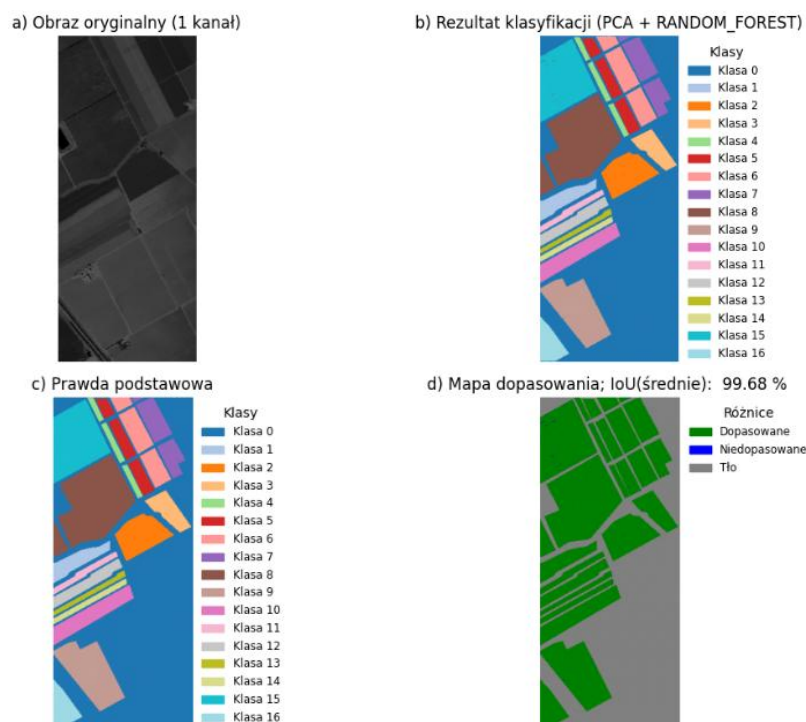
Rys. 7.8. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 4, przeprowadzonego na zestawie Salinas A:
a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa,
d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą



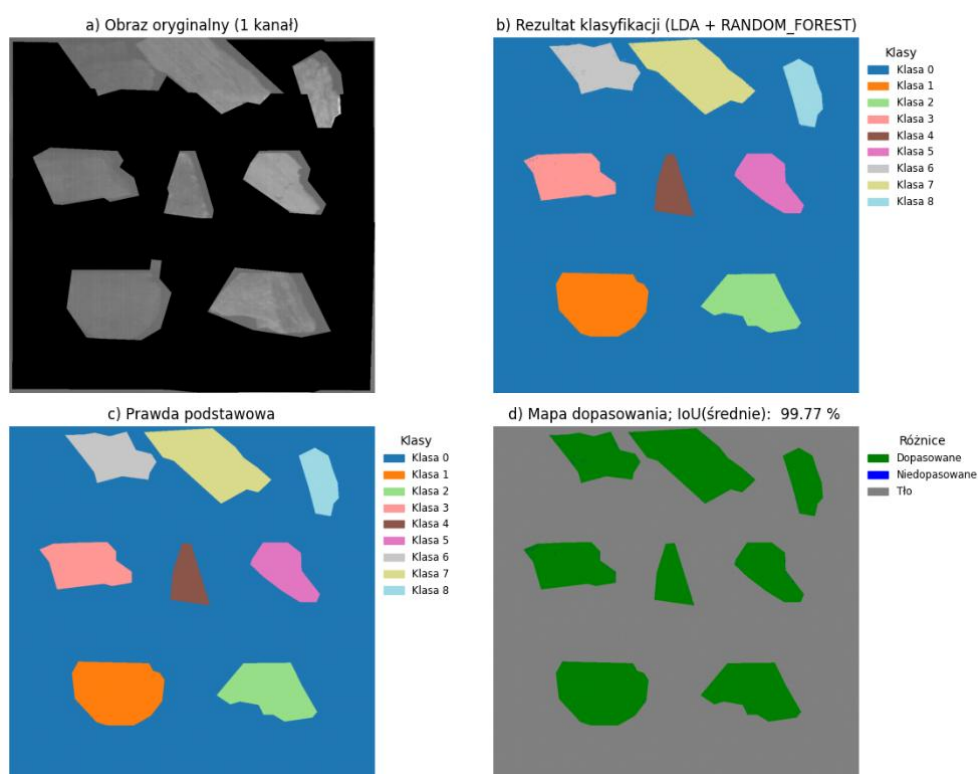
Rys. 7.9. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 5, przeprowadzonego na zestawie Pavia Centre: a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa, d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą



Rys. 7.10. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 6, przeprowadzonego na zestawie Pavia Centre: a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa, d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą



Rys. 7.8. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 8, przeprowadzonego na zestawie Salinas:
a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa,
d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą

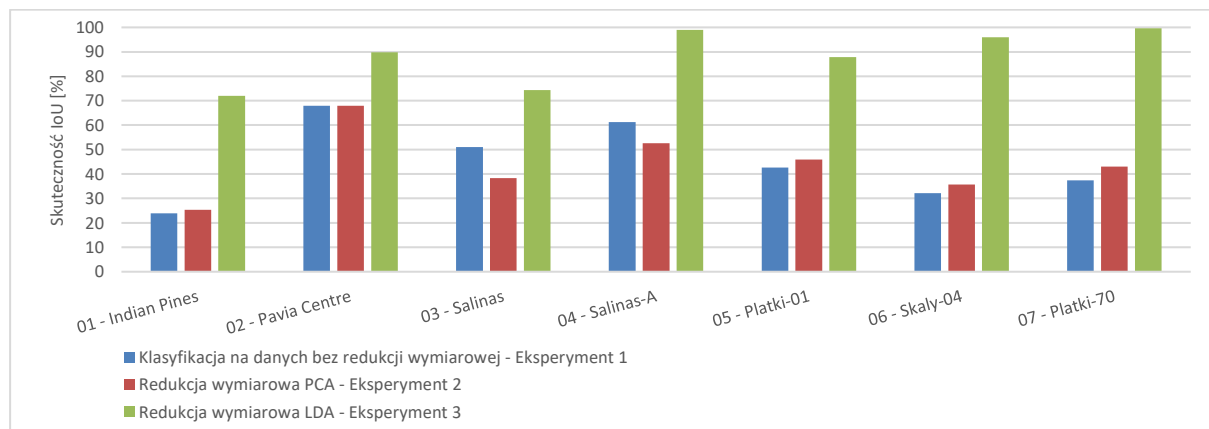


Rys. 7.11. Wyniki badania skuteczności dla eksperymentu 9, przeprowadzonego na zestawie Skaly_04:
a) obraz oryginalny (1 kanał), b) rezultat klasyfikacji, c) wykorzystana do porównania prawda podstawowa,
d) metryka skuteczności IoU (Intersection over Union) określająca jak wiele korespondujących ze sobą zbiorów danych przecina się ze sobą

Zestawienie wyników badania skuteczności we wszystkich eksperymentach przedstawiono w tabelach 7.6, 7.7, 7.8 oraz na wykresach przedstawionych na rysunkach 7.13, 7.14 i 7.15. Dla lepszej wizualizacji różnic w uzyskanych wartościach IoU w tabelach wprowadzono kolory: pomarańczowy dla IoU $0 \div 33,3 \%$, żółty dla IoU $33,4 \div 66,6 \%$ oraz zielony dla IoU $66,7 \div 100 \%$.

Tabela 7.6. Zestawienie wyników eksperymentów badania skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania k-means

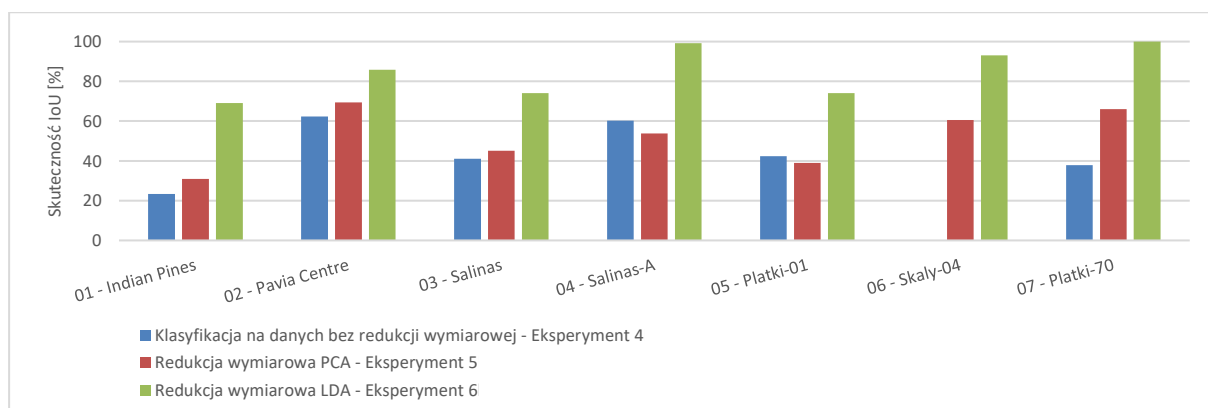
	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową	
		PCA	LDA
Eksperyment – parametr / Zestaw	Eksperyment 1 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 2 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 3 Skuteczność IoU [%]
01 - Indian Pines	23,96	25,39	71,96
02 - Pavia Centre	67,92	67,89	89,86
03 - Salinas	51,03	38,32	74,31
04 - Salinas-A	61,18	52,64	98,95
05 - Platki-01	42,67	45,92	87,83
06 - Skaly-04	32,11	35,68	95,93
07 - Platki-70	37,37	43,06	99,69
Mediana	42,67	43,06	89,86
Odchylenie standardowe	14,67	12,52	10,47



Rys. 7.13. Wykres słupkowy z zestawieniem wyników eksperymentów skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania k-means

Tabela 7.7. Zestawienie wyników eksperymentów badania skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Gaussian Mixture Model

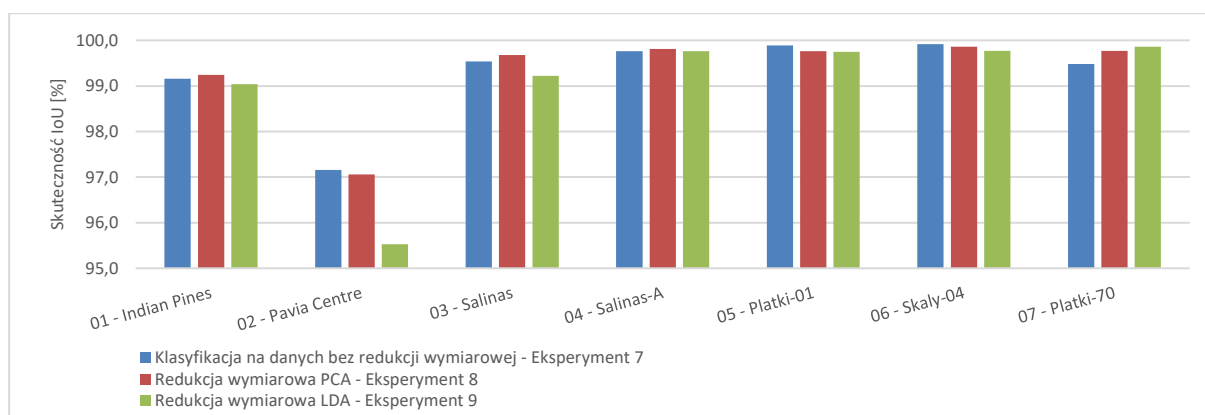
	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	
		PCA	LDA
Eksperyment – parametr / Zestaw	Eksperyment 4 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 5 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 6 – Skuteczność IoU [%]
01 - Indian Pines	23,32	31,00	69,15
02 - Pavia Centre	62,30	69,36	85,76
03 - Salinas	41,06	45,08	74,09
04 - Salinas-A	60,18	53,75	99,2
05 - Płatki-01	42,32	38,96	74,07
06 - Skaly-04	-	60,53	93,15
07 - Płatki-70	37,86	66,05	100,00
Mediana	41,69	53,75	85,76
Odchylenie standardowe	10,33	13,27	11,85



Rys. 7.14. Wykres słupkowy z zestawieniem wyników eksperymentów skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Gaussian Mixture Model

Tabela 7.8. Zestawienie wyników eksperymentów badania skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Random Forest

	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej	
		PCA	LDA
Eksperyment – parametr / Zestaw	Eksperyment 7 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 8 Skuteczność IoU [%]	Eksperyment 9 Skuteczność IoU [%]
01 - Indian Pines	99,16	99,24	99,04
02 - Pavia Centre	97,16	97,06	95,53
03 - Salinas	99,54	99,68	99,22
04 - Salinas-A	99,76	99,81	99,76
05 - Płatki-01	99,89	99,76	99,75
06 - Skaly-04	99,92	99,86	99,77
07 - Płatki-70	99,48	99,77	99,86
Mediana	99,54	99,76	99,75
Odchylenie standardowe	0,90	0,94	1,44



Rys. 7.15. Wykres słupkowy z zestawieniem wyników eksperymentów skuteczności w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Random Forest. Zakres powyżej 95% skuteczności

Określenie wydajności bezwzględnej różnych algorytmów możliwe jest tylko wyłącznie wtedy, gdy uwzględniona zostanie złożoność danych. W przypadku analizowanych zestawów oznacza to uwzględnienie liczby pikseli na kanał oraz liczby kanałów spektralnych. Wszystkie zestawy posiadają taką samą głębokość bitową, czyli 16 bitów na kanał. Iloczyn liczby pikseli na kanał oraz liczby kanałów pozwolił na określenie całkowitej liczby pikseli, a tym samym poziomu złożoności zestawu danych. Wartości te obliczone dla każdego zestawu przedstawiono w tabeli 7.9.

W związku z różnicami złożoności danych pomiędzy zestawami, każdy wynik pomiaru czasu został przetworzony zgodnie z zależnością:

$$t_d = \frac{t_z}{Z}, \quad (7.2)$$

gdzie:

t_d – czas dostosowany, czyli czas przetwarzania na pojedynczy piksel z sumy całkowitej,

t_z – zmierzony czas przetwarzania,

Z – poziom złożoności danych czyli całkowita suma pikseli według tabeli 7.9.

Tabela 7.9. Zestawienie parametrów złożoności danych dla poszczególnych zestawów

Zestaw danych	Głębokość bitowa	Liczba kanałów	Liczba pikseli na kanał	Suma pikseli na kanał	Całkowita suma pikseli (Z)
01 - Indian Pines	16 bitów	200	145 x 145	21 025	4 205 000
02 - Pavia Centre	16 bitów	102	1096 x 715	783 640	79 931 280
03 - Salinas	16 bitów	204	512 x 217	111 104	22 665 216
04 - Salinas-A	16 bitów	204	86 x 83	7 138	1 456 152
05 - Płatki-01	16 bitów	448	320 x 1024	327 680	146 800 640
06 - Skaly-04	16 bitów	448	995 x 1024	1 018 880	456 458 240
07 - Płatki-70	16 bitów	2036	140 x 112	15 680	31 924 480

Wyznaczenie czasu wydajności t_z polegało na jego określeniu bezpośrednio w skrypcie wykonującym eksperymenty na podstawie odniesienia do źródła czasu, jakim jest zegar systemowy. W zastosowanym systemie obliczeniowym zegar działa z rozdzielczością jednego taktu procesora, tj. w przypadku komponentu CPU, wykorzystywanego do badań, działającego z taktowaniem bazowym 3,4 GHz, rozdzielczość pomiaru wynosi nie więcej niż 0,29 ns. Biorąc pod uwagę tę rozdzielczość pomiaru oraz uwzględniając ograniczenia systemu operacyjnego, przyjęto dokładność pomiaru na poziomie 1 ns. W odniesieniu do skali wyników zmierzonych w eksperymentach wydajności, dokładność ta jest pomijalna.

Zestawienie wyników wszystkich eksperymentów badania wydajności przedstawiono w tabelach 7.10, 7.11, 7.12. W tabelach podano wartości czasów po dostosowaniu (tzw. czas dostosowany - t_d – zależność (7.2)) do złożoności danych, gdzie: t_{rd} – czas trwania operacji redukcji, t_{kd} – czas trwania operacji klastrowania, t_{sd} – czas sumaryczny. W przypadku metody random forest dodany został także parametr t_{td} – czas trenowania modelu.

Tabela 7.10. Zestawienie wyników eksperymentów badania wydajności algorytmów przetwarzania danych dostosowanych do złożoności danych w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania k-means

	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej			Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową					
				PCA			LDA		
Eksperyment – wielkość mierzona	Eksperyment 1 czas dostosowany [ms]			Eksperyment 2 czas dostosowany [ms]			Eksperyment 3 czas dostosowany [ms]		
Parametr / Zestaw	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}
01 - Indian Pines	nd	82,76	82,76	5,47	37,10	42,57	68,25	43,76	112,01
02 - Pavia Centre	nd	29,68	29,68	3,64	5,84	9,48	79,16	5,91	85,06
03 - Salinas	nd	41,69	41,69	4,19	5,47	9,66	61,99	4,46	66,45
04 - Salinas-A	nd	28,84	28,84	8,24	6,18	14,42	121,55	5,49	127,05
05 - Platki-01	nd	25,96	25,96	2,32	1,31	3,62	70,35	1,19	71,55
06 - Skaly-04	nd	25,32	25,32	2,42	1,08	3,50	81,63	1,09	82,72
07 - Platki-70	nd	31,14	31,14	6,70	0,85	7,55	117,56	0,44	118,00
Mediana	nd	29,68	29,68	4,19	5,47	9,48	79,16	4,46	85,06
Odchylenie stand.	nd	18,98	18,98	2,05	11,98	12,58	22,24	14,38	22,23

Tabela 7.11. Zestawienie eksperymentów badania wydajności algorytmów przetwarzania danych dostosowanych do złożoności danych w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Gaussian Mixture Model

	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej			Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową					
				PCA			LDA		
Eksperyment – wielkość mierzona	Eksperyment 4 czas dostosowany [ms]			Eksperyment 5 czas dostosowany [ms]			Eksperyment 6 czas dostosowany [ms]		
Parametr / Zestaw	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}
01 - Indian Pines	nd	7 165,99	7 165,99	6,66	1 312,49	1 319,14	81,33	373,60	454,93
02 - Pavia Centre	nd	7 081,53	7 081,53	3,55	670,85	674,40	80,04	364,00	444,04
03 - Salinas	nd	15 299,21	15 299,21	5,16	953,00	958,16	65,78	461,19	526,97
04 - Salinas-A	nd	1 750,50	1 750,50	8,93	74,17	83,10	96,83	31,59	128,42
05 - Platki-01	nd	9 891,74	9 891,74	2,45	128,64	131,09	70,54	24,11	94,65
06 - Skaly-04	nd	-	-	2,23	68,71	70,94	89,89	40,62	130,51
07 - Platki-70	nd	2 886,44	2 886,44	6,64	95,57	102,21	118,00	11,06	129,05
Mediana	nd	7 123,76	7 123,76	5,16	128,64	131,09	81,33	40,62	130,51
Odchylenie stand.	nd	4 888,58	4 888,58	2,30	471,75	472,06	16,31	186,85	177,52

Tabela 7.12. Zestawienie wyników eksperymentów badania wydajności algorytmów przetwarzania danych dostosowanych do złożoności danych w klasyfikacji z wykorzystaniem klastrowania Random Forest

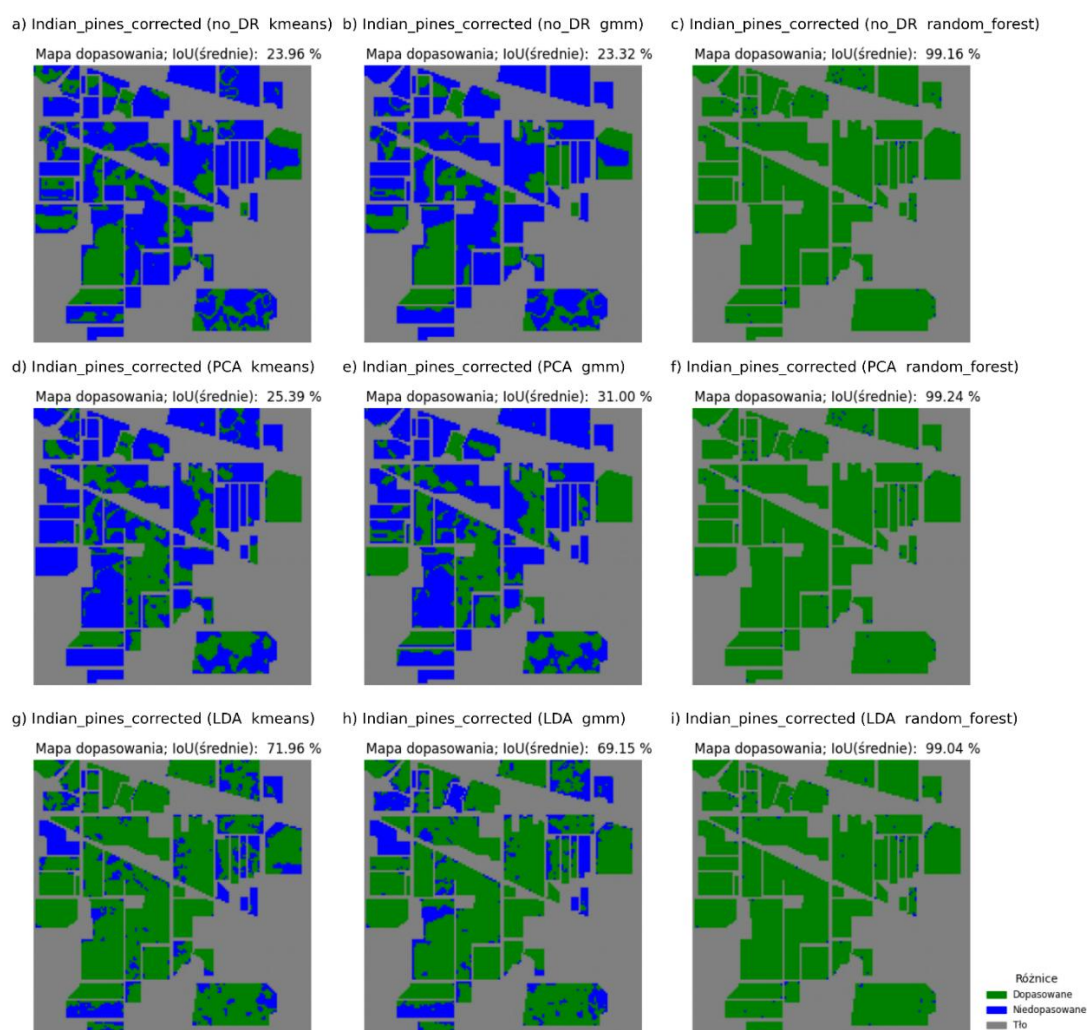
	Klasyfikacja na danych bez redukcji wymiarowej				Klasyfikacja na danych z redukcją wymiarową							
					PCA				LDA			
Eksperyment – wielkość mierzona	Eksperyment 7 czas dostosowany [ms]				Eksperyment 8 czas dostosowany [ms]				Eksperyment 9 czas dostosowany [ms]			
Parametr / Zestaw	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{td}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{td}	t_{rd}	t_{kd}	t_{sd}	t_{td}
01 - Indian Pines	nd	6,18	6,18	387,63	4,99	4,28	9,27	236,39	73,96	4,52	78,48	285,85
02 - Pavia Centre	nd	13,62	13,62	805,48	3,64	11,55	15,19	540,18	80,73	14,27	95,01	643,59
03 - Salinas	nd	6,13	6,13	312,95	4,28	3,88	8,16	265,30	63,40	4,37	67,77	318,20
04 - Salinas-A	nd	2,75	2,75	223,19	8,93	2,06	10,99	72,11	116,75	2,06	118,81	65,24
05 - Platki-01	nd	3,80	3,80	460,99	2,57	1,21	3,79	86,08	70,63	1,56	72,19	78,29
06 - Skaly-04	nd	3,80	3,80	302,48	2,21	1,22	3,42	41,55	88,50	1,35	89,85	31,37
07 - Platki-70	nd	1,94	1,94	168,59	7,99	0,28	8,27	14,50	117,84	0,22	118,06	11,62
Mediana	nd	3,80	3,80	312,95	4,28	2,06	8,27	86,08	80,73	2,06	89,85	78,29
Odchylenie stand.	nd	3,64	3,64	195,46	2,40	3,55	3,77	172,05	20,25	4,42	19,17	212,08

Na podstawie analizy danych zamieszczonych w tabelach 7.10, 7.11 oraz 7.12 można zauważyć, że brak zastosowania redukcji wymiarowości znacznie wydłuża czas dalszego przetwarzania obrazów hiperspektralnych, co oczywiście związane jest z większą ilością danych do przetworzenia. W największym stopniu wydłużeniu ulegają algorytmy wykorzystujące klastrowanie GMM, a w najmniejszym stopniu ma to wpływ na metodę random forest. Warto również zauważyć, że metoda PCA pozwala w każdym przypadku na

skrócenie sumarycznego czasu przetwarzania obrazu, czyli czas poświęcony na redukcję wymiarową, a następnie klasyfikację (która jest uproszczona dzięki tej redukcji) sumarycznie jest krótszy niż czas klasyfikacji bez wcześniejszej redukcji. Metoda LDA nie gwarantuje takiego wyniku, zatem można stwierdzić, że metoda PCA jest bardziej wydajna i jeśli w danej aplikacji, głównym kryterium jest czas operacji, może okazać się ona bardziej preferowana. Warto również zauważyć, że metoda GMM wykazuje w każdym przypadku najdłuższe czasy klastrowania, które mogą osiągać długość nawet kilkunastu sekund.

7.3.5. Porównanie skuteczności różnych metod redukcji wymiarowej

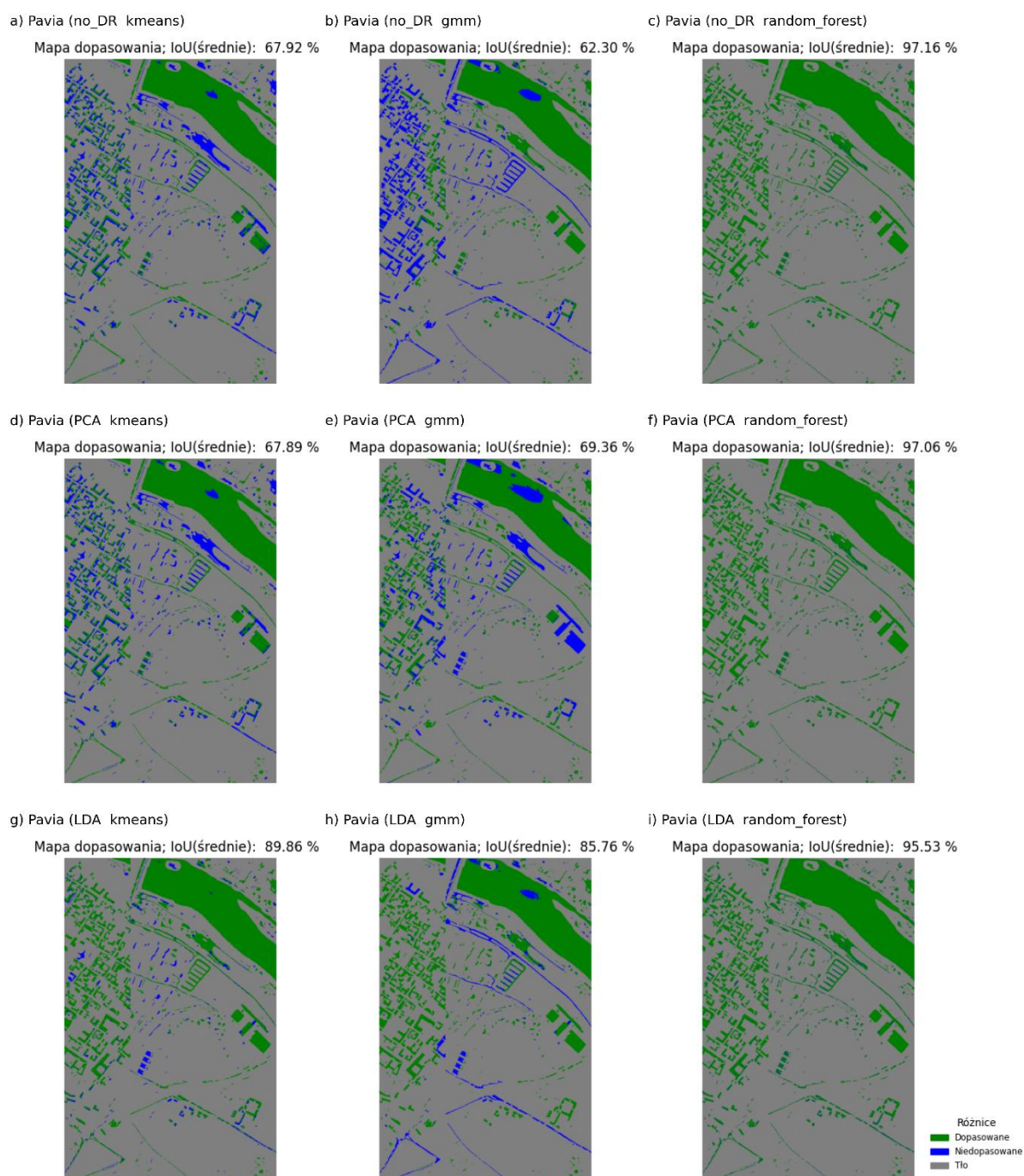
W celu zrozumienia różnic pomiędzy skutecznością różnych zestawów algorytmów w poszczególnych eksperymentach, na rys. 7.16 – 7.22 zestawiono mapy obrazujące skuteczność różnych algorytmów dla wszystkich badanych zestawów danych. Zestawienie przedstawione na rysunku 7.16 dotyczy zestawu zbioru danych Indian Pines.



Rys. 7.16. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Indian Pines: a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Na podstawie rysunku 7.16 można wywnioskować, że największą skuteczność osiągały metody nauczania nadzorowanego, czyli random forest, osiągając ponad 90%. Przy wykorzystaniu klastrowania nienadzorowanego (z grupy k-means, GMM) najsukuteczniejsze wyniki uzyskiwane są przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 70% skuteczności. Z kolei najmniej skuteczna metoda, wykorzystywała metodę GMM na niezredukowanym wymiarowo zbiorze danych i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 23%.

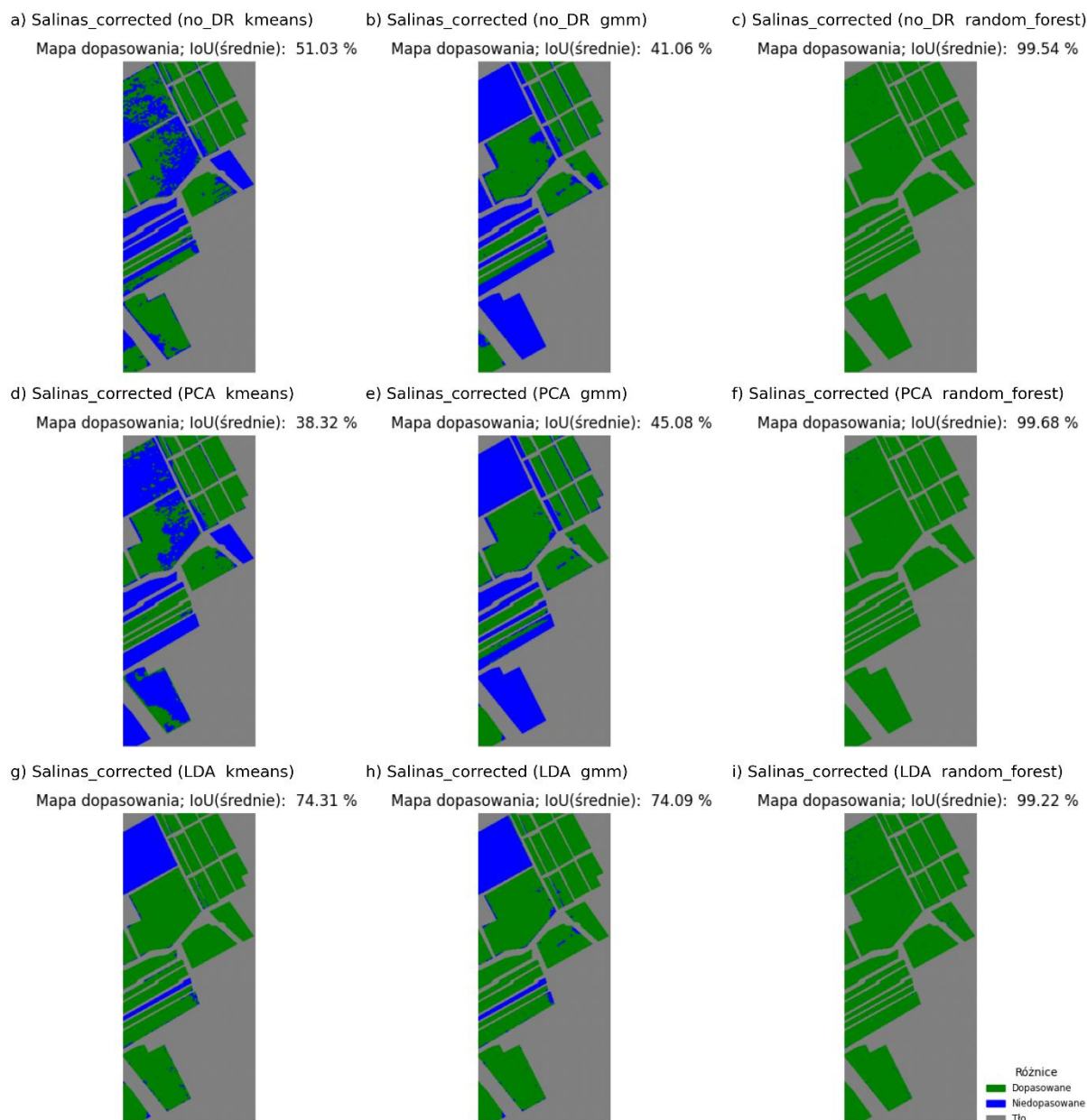
Na rysunku 7.17 pokazano porównanie wyników eksperymentów skuteczności dla różnych zestawów algorytmów w przypadku obrazu hiperspektralnego Pavia Centre.



Rys. 7.17. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Pavia Centre. a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Zgodnie z rysunkiem 7.17, wyniki odznaczające się największą skutecznością, uzyskano przy zastosowaniu metody nadzorowanego nauczania – random forest, osiągając ponad 95% skuteczności. Najlepsze wyniki dla metod wykorzystujących klastrowanie nienadzorowane (z grupy k-means, GMM) uzyskiwane są przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 87% skuteczności. Najmniej skuteczna metoda, wykorzystywała algorytm GMM na niezredukowanym wymiarowo zbiorze danych i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 62%.

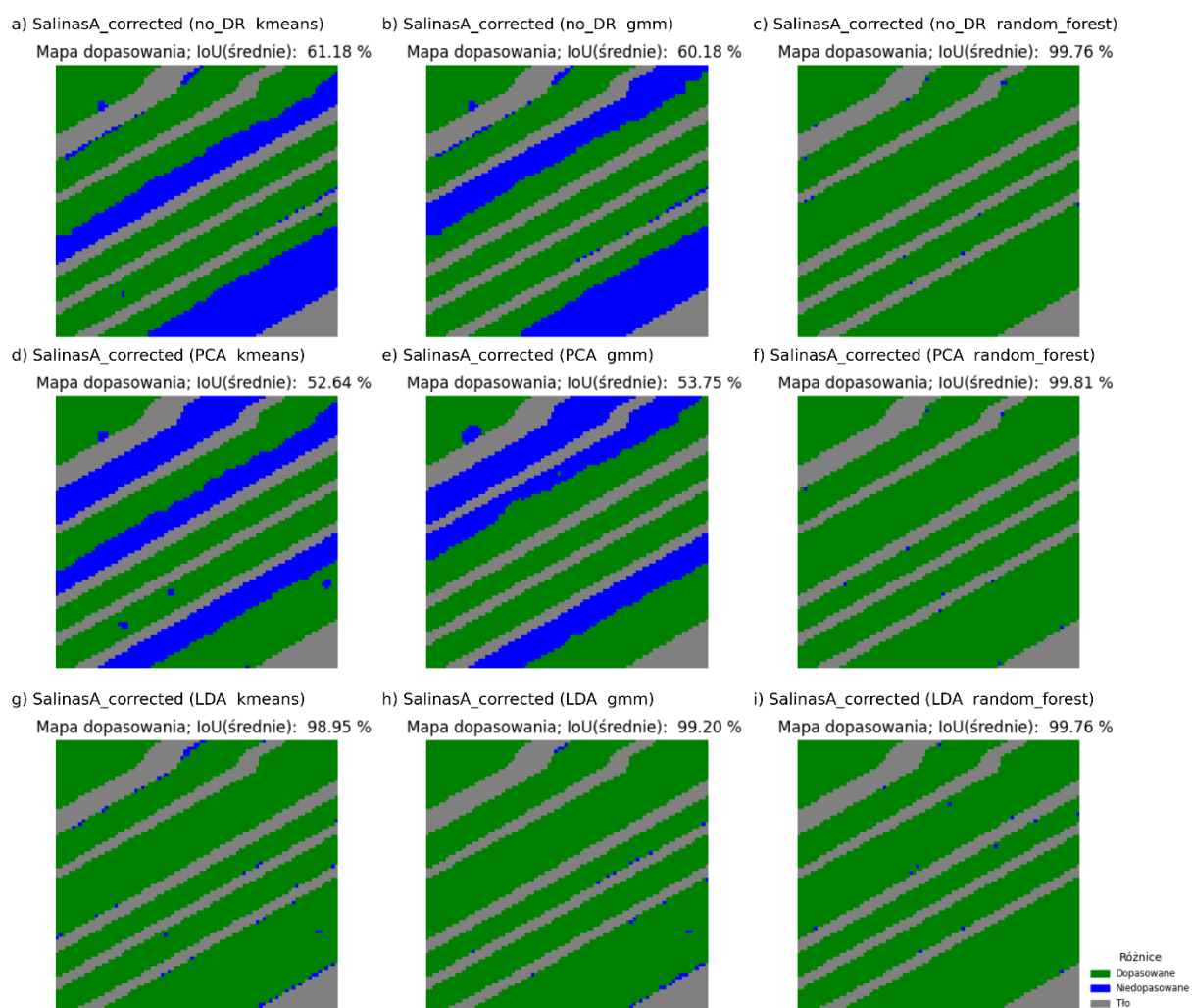
Rysunek 7.18 przedstawia zestawienie map skuteczności klasyfikacji różnych algorytmów wykonanych na zestawie danych Salinas.



Rys. 7.18. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Salinas: a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Na podstawie rysunku 7.18 można stwierdzić, że największą skuteczność, ponownie uzyskano przy zastosowaniu metody nadzorowanego nauczania – random forest, osiągając ponad 99% skuteczności. Przy wykorzystaniu klastrowania nienadzorowanego (z grupy k-means, GMM), najlepsze wyniki uzyskiwane są przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 74% skuteczności. Wyniki odznaczające się najmniejszą skutecznością uzyskano dla algorytmów PCA i k-means, co pozwoliło na uzyskanie skuteczności na poziomie 38%.

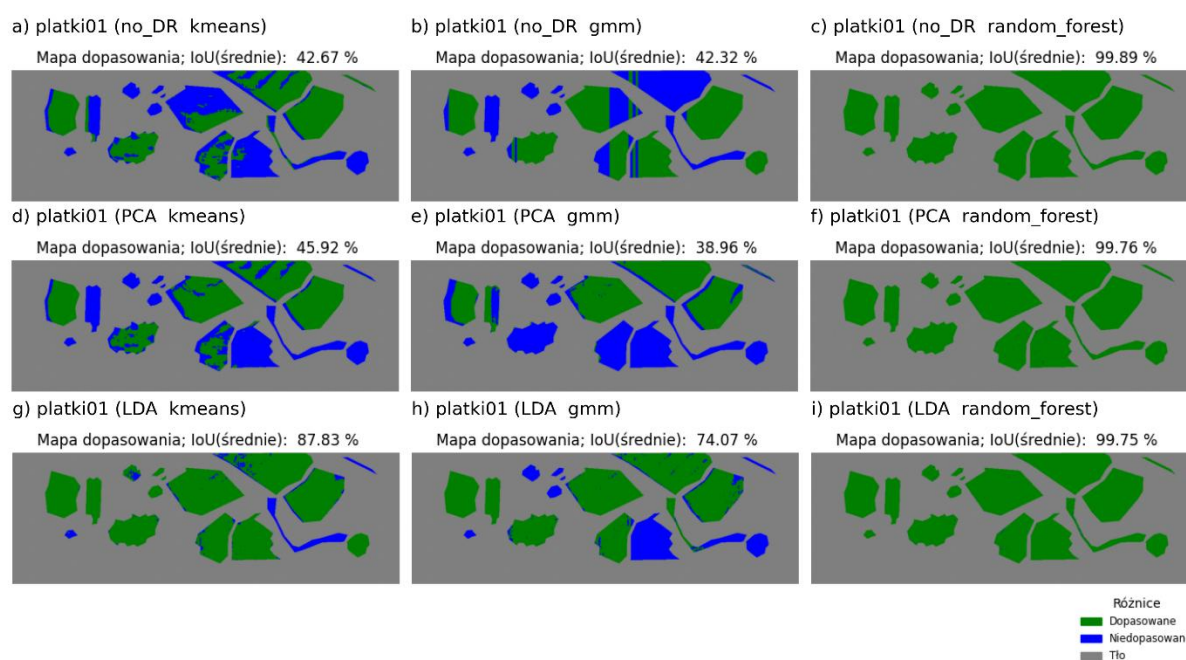
Na rysunku 7.19 przedstawiono porównanie wyników skuteczności w postaci map, różnych zestawów algorytmów zastosowanych na obrazach hiperspektralnych SalinasA.



Rys. 7.19. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Salinas_A: a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Zgodnie z rysunkiem 7.19, wyniki świadczące o największej skuteczności, uzyskano przy wykorzystaniu metody nadzorowanego nauczania – random forest, osiągając ponad 99,7% skuteczności. Wśród metod wykorzystujących klastrowanie nienadzorowane (z grupy k-means, GMM) najlepsze wyniki uzyskiwane są przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 99% skuteczności. Najmniej skuteczna metoda, wykorzystywała algorytmy PCA i k-means i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 52%.

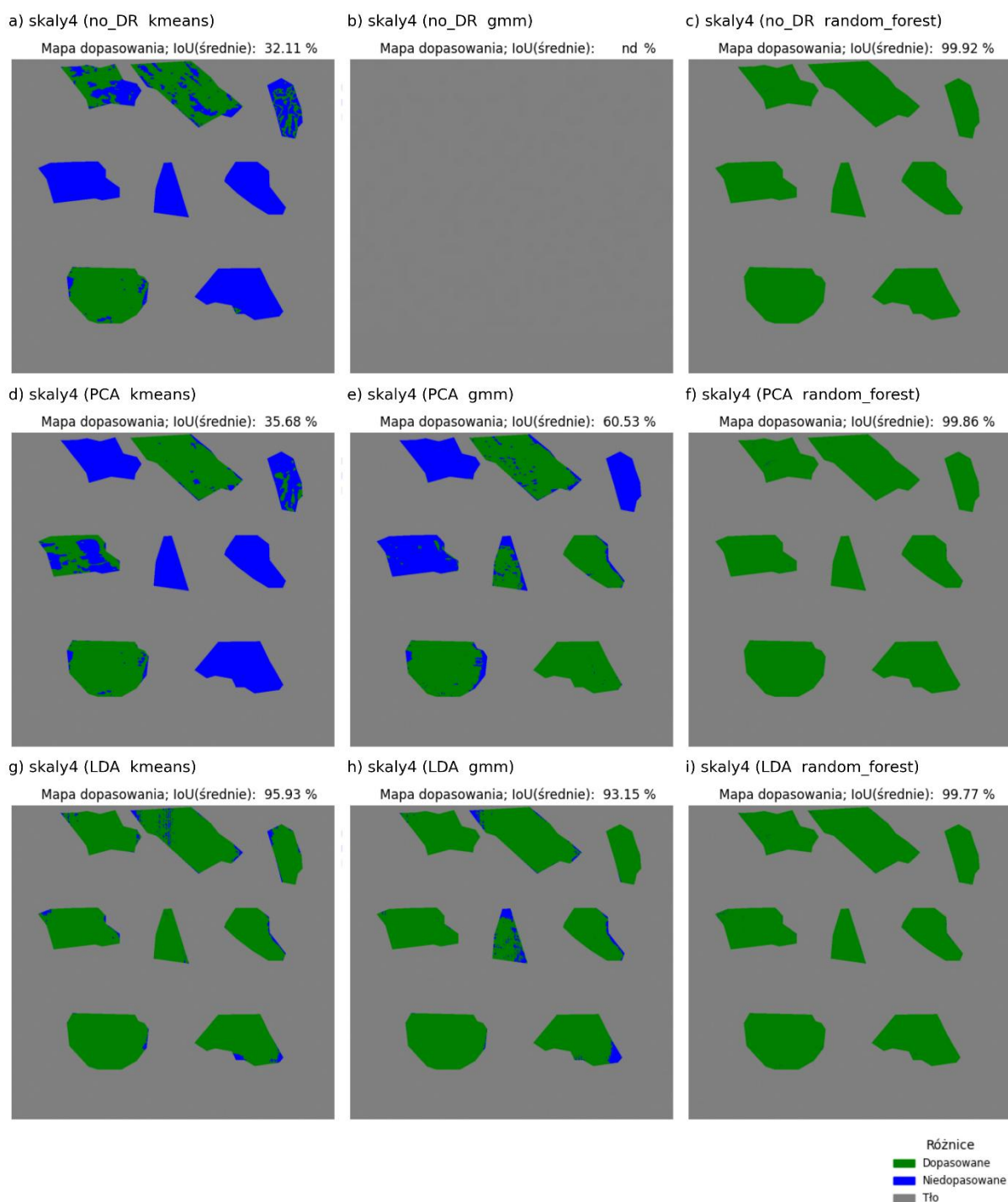
Rysunek 7.20 przedstawia zestawienie map skuteczności klasyfikacji dla zestawu danych Platki-01.



Rys. 7.20. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Platki-01. a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Wyniki odznaczające się największą skutecznością, uzyskano stosując metodę nadzorowanego nauczania – random forest, osiągając ponad 99,7% skuteczności. Z kolei, klastrowanie nienadzorowane (z grupy k-means, GMM) pozwoliło na uzyskanie najlepszych wyników przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 80% skuteczności. Najmniej skuteczna metoda, wykorzystywała algorytm GMM na niezredukowanym wymiarowo zbiorze danych i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 42%.

Na rysunku 7.21 zamieszczono porównanie wyników uzyskiwanych skuteczności dla obrazu hiperspektralnego Skaly-04 z zastosowaniem różnych zestawów algorytmów.

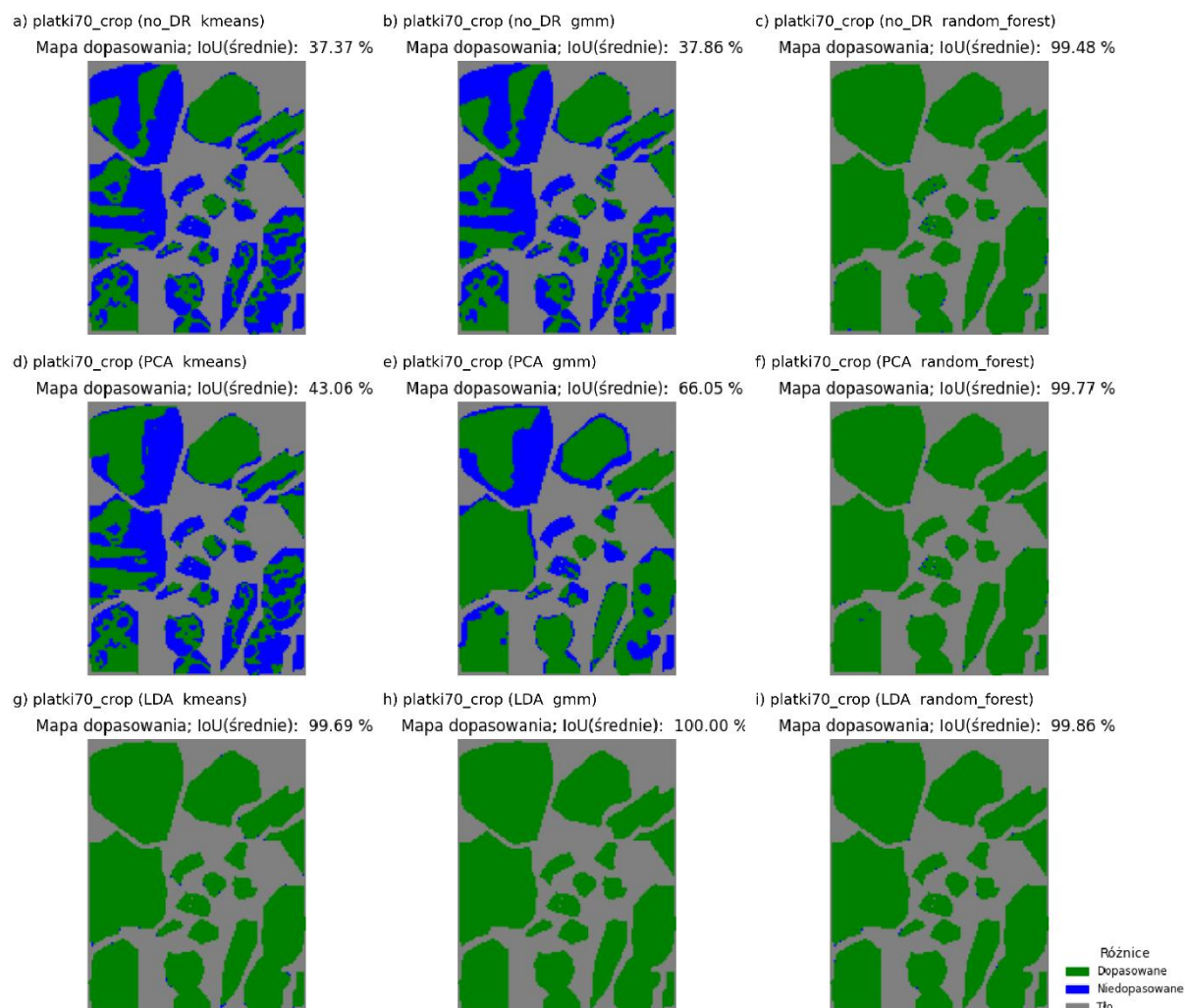


Rys. 7.21. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Skaly-04: a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Na podstawie rys. 7.21 można stwierdzić, że również w tym przypadku, metody odznaczające się największą skutecznością wykorzystywały nadzorowane nauczanie typu random forest, osiągając ponad 99,7% skuteczności. Wśród metod klastrowania nienadzorowanego (z grupy k-means, GMM), najskuteczniejsze okazały się metody wykorzystujące metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 94% skuteczności. Najmniej skuteczna metoda, wykorzystywała algorytm k-means na niezredukowanym wymiarowo

zbiorze danych i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 32%. W jednym przypadku obliczenia nie dały rezultatu, prawdopodobnie z powodu zbyt dużej ilości kombinacji obliczanych przez algorytm GMM na niezredukowanym zbiorze danych.

W postaci rysunku 7.22 przedstawiono wyniki skuteczności klasyfikacji różnych zestawów algorytmów zastosowanych na zestawie danych Płatki-70.

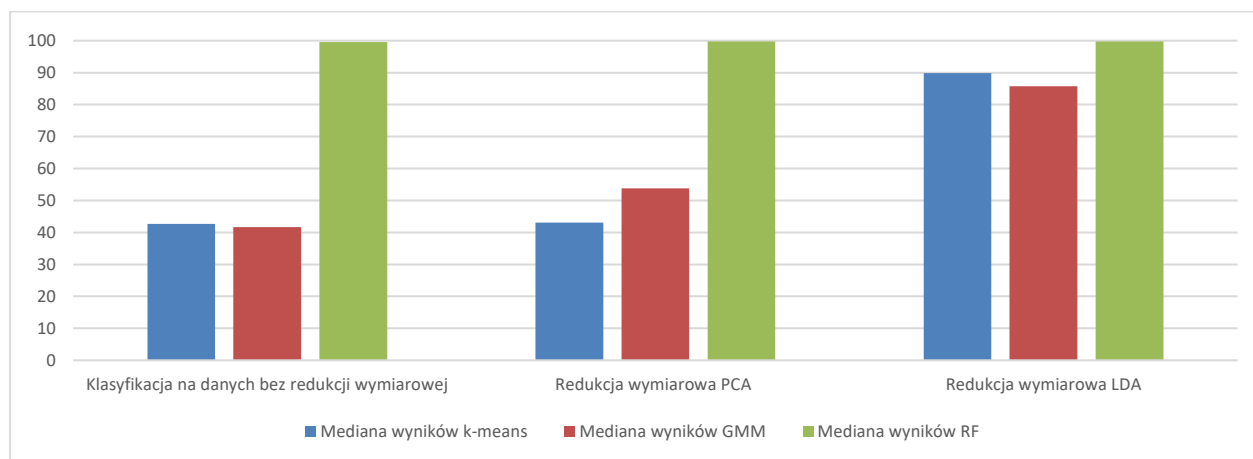


Rys. 7.22. Mapy obrazujące wyniki eksperymentów badania skuteczności dopasowania do prawdy podstawowej, przeprowadzonych na zestawie Płatki_70: a) Eksperyment 1, b) Eksperyment 4, c) Eksperyment 7, d) Eksperyment 2, e) Eksperyment 5, f) Eksperyment 8, g) Eksperyment 3, h) Eksperyment 6, i) Eksperyment 9

Zgodnie z rysunkiem 7.22 najlepsze, wykorzystujące klastrowanie nienadzorowane (z grupy k-means, GMM) wyniki uzyskiwane są przy użyciu metody redukcji wymiarowości LDA, osiągając ok. 99,8% skuteczności. W przypadku algorytmów LDA z GMM, uzyskano wynik 100% skuteczności (jedyny raz w całym zestawie eksperymentów). Wyniki odznaczające się największą spójną skutecznością, wykorzystywały metodę nadzorowanego nauczania – random forest, osiągając ponad 99,7% skuteczności. Najmniej skuteczna metoda,

wykorzystywała algorytm k-means na niezredukowanym wymiarowo zbiorze danych i pozwalała na uzyskanie skuteczności na poziomie 37%.

Na rysunku 7.23 przedstawiono zestawienie median skuteczności wyznaczonych na bazie rezultatów przetwarzania wszystkich zestawów danych w podziale na poszczególne metody przetwarzania.



Rys. 7.23. Wykres słupkowy zestawienia median skuteczności różnych metod klastrowania

Zgodnie z wykresem na rys. 7.23, można zauważyć wyraźnie, że metoda redukcji wymiarowej LDA pozwala na uzyskanie najwyższej skuteczności przetwarzania, niezależnie od zastosowanej metody klastrowania. Zdecydowanie najmniejszą skutecznością odznacza się klasyfikacja bez redukcji wymiarowej, w której wyłącznie nadzorowana metoda Random Forest pozwala na uzyskanie skuteczności powyżej 90%. Jednocześnie zauważyć można, że metoda klastrowania Random Forest wykazuje wysoką skuteczność niezależnie od metody redukcji wymiarowej lub jej braku.

7.3.6. Porównanie wydajności różnych metod redukcji wymiarowej

W celu określenia wydajności względnej, tj. zysku czasowego zastosowania redukcji wymiarowości przed realizacją klasteryzacji, zastosowany został wskaźnik opisany zależnością:

$$W_{G_t} = \frac{t_{srw}}{t_{sbrw}} - 1 [\%], \quad (7.3)$$

gdzie:

W_{G_t} – wskaźnik zysku czasowego,

t_{srw} - sumaryczny czas klasyfikacji danego zestawu danych z zastosowaniem redukcji wymiarowości,

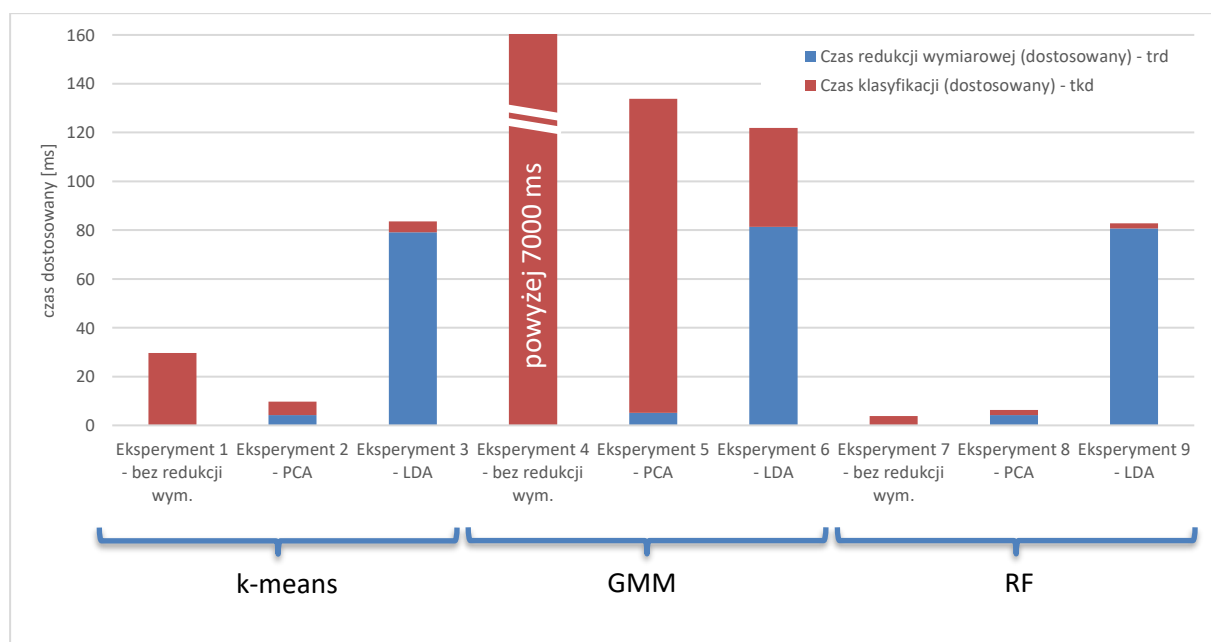
t_{sbrw} - sumaryczny czas klasyfikacji danego zestawu danych bez redukcji wymiarowości.

Jeśli wskaźnik W_{G_t} jest dodatni, oznacza to, że zastosowanie metody redukcji wymiarowości wydłużyło proces przetwarzania danych. Jeśli natomiast jest ujemny, to proces ten skróciło. Obliczone wskaźniki zysku czasowego dla poszczególnych metod przetwarzania przedstawiono w tabeli 7.13.

Tabela 7.13. Zestawienie wyników eksperymentów badania wydajności

Zastosowana metoda klastrowania	k-means		GMM		Random-Forest	
Zastosowana metoda redukcji wymiarowości	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA
Parametr / Zestaw	W_{G_t} [%]	W_{G_t} [%]	W_{G_t} [%]	W_{G_t} [%]	W_{G_t} [%]	W_{G_t} [%]
01 - Indian Pines	-48,56	35,34	-81,59	-93,65	50,00	1 169,23
02 - Pavia Centre	-68,04	186,64	-90,48	-93,73	11,48	597,34
03 - Salinas	-76,83	59,37	-93,74	-96,56	33,09	1 005,04
04 - Salinas-A	-50,00	340,48	-95,25	-92,66	300,00	4 225,00
05 - Platki-01	-86,04	175,60	-98,67	-99,04	-0,36	1 799,10
06 - Skaly-04	-86,18	226,72	-	-	-9,92	2 265,34
07 - Platki-70	-75,75	278,97	-96,46	-95,53	325,81	5 979,03
Mediana	-75,75	186,64	-94,50	-94,63	33,09	1 799,10
Odchylenie standardowe	14,45	102,13	5,56	2,15	135,19	1 821,36

Zestawienie median dostosowanych czasów przetwarzania, czyli uwzględniających złożoność danych, przedstawiono na rysunku 7.24. W przypadku eksperymentu 4 wynikowy czas dostosowany przetwarzania był znacznie dłuższy niż w pozostałych eksperymentach, w których wartości median zawsze wynosiły poniżej 140 ms.



Rys. 7.24. Wykres słupkowy zestawienia median dostosowanych czasów przetwarzania różnych metod klastrowania

Podsumowując wnioski uzyskane na podstawie wykonanych wszystkich eksperymentów (1-9), można stwierdzić, że:

- a) **Metody nadzorowane klasyfikacji stanowią znacznie skuteczniejszą** grupę metod klasteryzacji czy też klasyfikacji danych hiperspektralnych. Każdy zestaw danych, przeanalizowany metodą random forest odznaczał się wysokim poziomem skuteczności, zawsze powyżej 95%, mediana 99,75 (tabela 7.8).
- b) Dla znacznej części zestawów, **metoda redukcji wymiarowości LDA okazała się skuteczniejsza niż metoda PCA**. Wśród metod nienadzorowanych, najlepsze wyniki uzyskiwano w połączeniu z metodą klasteryzacji k-means.
- c) W przypadku każdej metody nienadzorowanej (k-means i GMM) **redukcja wymiarowości znacząco poprawia skuteczność** zestawu algorytmiki. Jest to widoczne szczególnie w przypadku zastosowania metody LDA, która odznacza się wysoką zdolnością do rozdzielania rodzajów klas.
- d) Pod kątem wydajnościowym, w przypadku części badanych zestawów metod otrzymano **skrócenie sumarycznego czasu przetwarzania i klasyfikacji poprzez zastosowanie redukcji wymiarowości**, a w części wydłużenie tego czasu (tabela 7.13). Redukując wymiarowość, dowolną metodą, szczególnie **możliwe jest skrócenie czasu klasteryzacji metodą GMM**. Czas przetwarzania i analizy ulega szczególnemu względnemu wydłużeniu w przypadku metod klasyfikacji nadzorowanej (random forest).
- e) **Wydajność metod nienadzorowanych** (k-means i GMM) istotnie **zmniejsza się w przypadku zastosowania redukcji wymiarowości LDA** w stosunku do metody PCA, natomiast skuteczność metody LDA jest znacznie wyższa.
- f) **Zastosowanie metody klasteryzacji GMM w przypadku braku redukcji wymiarowości znacznie wydłuża czas realizacji przetwarzania i analizy**. Osiągane czasy tych operacji, niejednokrotnie przekraczały jedną minutę, a w jednym przypadku nie pozwoliły na uzyskanie rezultatu. Takie zestawienie jest całkowicie nieefektywne w zastosowaniach zarówno badawczych, jak i komercyjnych.
- g) **Metody nadzorowane tj. random forest istotnie zmniejszają czas trenowania modelu** w przypadku zredukowanego wymiarowo zestawu danych.

7.4. WNIOSKI

Opisane w niniejszym rozdziale wyniki badania metod przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych umożliwiły szersze spojrzenie na elementy łańcucha danych znajdujące się po procesie akwizycji obrazu. Niewątpliwie to właśnie te elementy stanowią obecnie istotne wyzwanie dla szerszego zastosowania instrumentów HSI. Szeroki zakres przeprowadzonych badań pozwolił na określenie zestawów metod odznaczających się najlepszą skutecznością, wydajnością lub połączeniem tych dwóch kluczowych parametrów. Wyznacza to istotne ramy dla kierunku dalszych badań i rozwoju zarówno metod przetwarzania, analizy, jak i akwizycji i konstrukcji instrumentów HSI.

Eksperymenty przeprowadzone w ramach badań pozwoliły na wyciągnięcie kluczowego wniosku, który wpływa istotnie na kolejne rozdziały niniejszej rozprawy doktorskiej. Metody redukcji wymiarowości istotnie i pozytywnie wpływają w przypadku wielu zestawów metod przetwarzania i analityki na wydajność i skuteczność. Na szczególną uwagę zasługuje metoda LDA, która oparta jest na wykluczaniu pasm instrumentu hiperspektralnego, które nie wnoszą istotnych (pod kątem klasyfikacji) informacji, a w niektórych przypadkach wręcz utrudniają i obniżają skuteczność wyznaczania klas. Poza tym, jak wykazały rezultaty wykonanych prac badawczych, na niemal każdym zestawie testowanych danych, metoda LDA poprawia skuteczność detekcji klas, jednak często odbywa się to kosztem wydłużenia czasu przetwarzania. Warto rozważyć i idealne z punktu widzenia optymalizacji instrumentów i łańcucha danych HSI jest opracowanie i zaimplementowanie fizycznej reprezentacji operacji LDA, czyli precyzyjnie dobranych pod aplikację filtrów spektralnych, aby poziom skomplikowania danych ograniczyć wyłącznie do tych najbardziej pożądanych.

8. SYNTEZA UPROSZCZONYCH UKŁADÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO

W niniejszym rozdziale znajduje się opis wykonanych przez autora prac badawczych dotyczących syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego. W rozdziale zamieszczono również dowód i wnioski na temat prawdziwości postawionej hipotezy badawczej niniejszej rozprawy doktorskiej.

8.1. MOTYWACJA DO REALIZACJI UPROSZCZONYCH UKŁADÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO

Zgodnie z hipotezą niniejszej rozprawy doktorskiej (rozdz. 1.2) oraz wnioskami płynącymi z rozdziału 7 założono, że istnieje możliwość takiego uproszczenia układów obrazowania spektralnego, która pozwoli na poprawną analizę uzyskanych obrazów w danym zastosowaniu. Uproszczony układ obrazowania oznacza instrument umożliwiający wykorzystanie kilku wybranych okien spektralnych w odróżnieniu do kilkuset w przypadku zobrazowań HSI. Udowodnienie możliwości implementacji takiego uproszczenia oznacza znaczną optymalizację kosztów i poziomu skomplikowania dedykowanych układów obrazowania spektralnego. Taki układ cechowałby się kilkoma kluczowymi zaletami w stosunku do układów HSI, to jest:

- mniejsza liczba kanałów spektralnych, co oznacza mniejszą liczbę danych do akwizycji i przetwarzania,
- mniejszy stopień skomplikowania układu akwizycji sygnału optycznego, w którym potencjalnie można uniknąć stosowania siatek dyfrakcyjnych, pryzmatów, filtrów LVF i matrycowych filtrów Fabry-Perot,
- potencjalnie większa odporność na drgania, zmiany temperatury, szoki mechaniczne i przeciążenia ze względu na uproszczony układ akwizycji,
- znacznie korzystniejsze (mniejsze) wymagania radiometryczne i potencjalnie wyższy stosunek sygnału do szumu ze względu na możliwe szersze okno spektralne poszczególnych kanałów,
- znacznie niższa cena.

Z kolei kluczowe problemy badawcze pozwalające na określenie możliwości opracowania takich uproszczonych układów obrazowania spektralnego to:

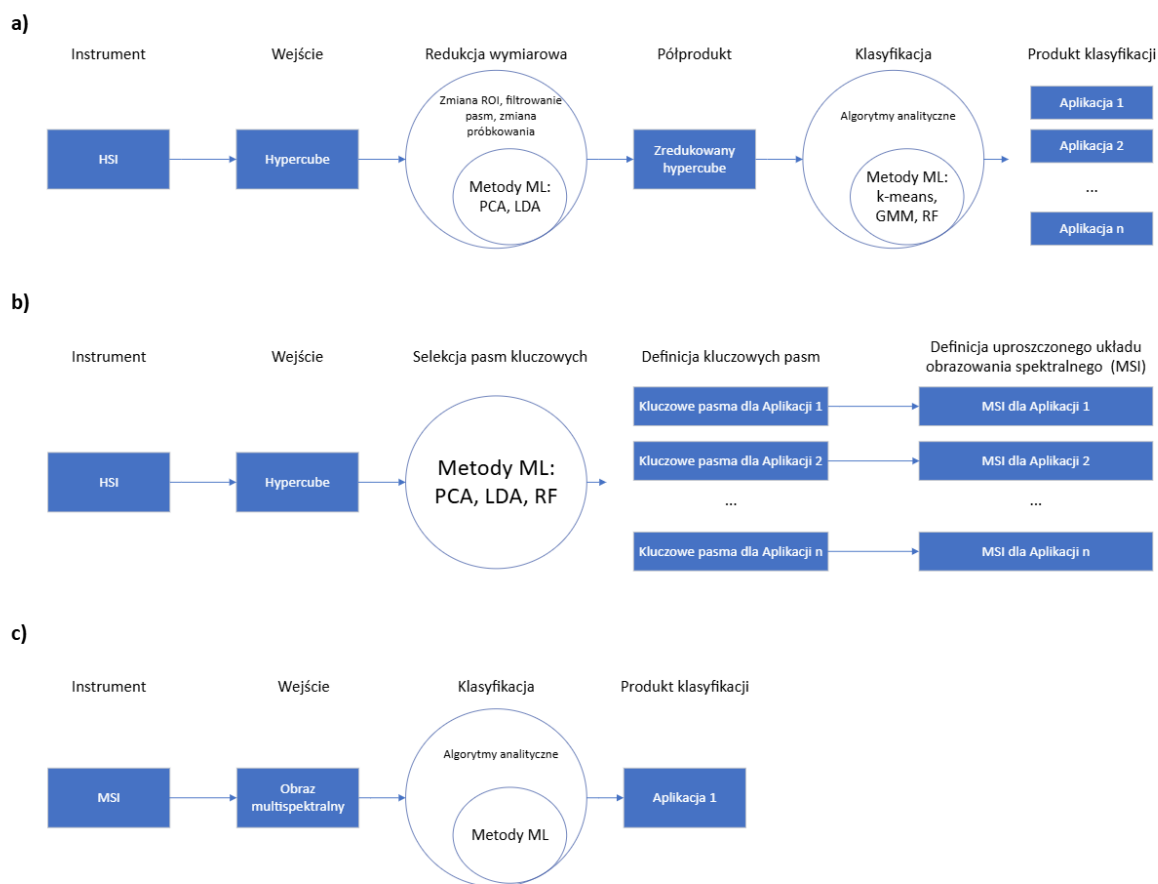
- określenie w jaki sposób różne algorytmy redukcji wymiarowości i klasyfikacji definiują kluczowe pasma spektralne w obrazach HSI i jak kształtuje się dystrybucja wag poszczególnych kanałów,

- określenie, jak liczba kanałów spektralnych o najwyższych wagach wpływa na możliwości klasyfikacji oraz jaka jest najmniejsza liczba kanałów spektralnych, której przekroczenie w niewielkim stopniu wpływa na skuteczność klasyfikacji,
- określenie, jak szerokość okna kanału spektralnego wpływa na skuteczność klasyfikacji, co pozwoli na zmniejszenie wymagań dotyczących filtrów spektralnych, stosowanych w docelowych uproszczonych układach obrazujących,
- sformułowanie docelowej metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego.

W kolejnych rozdziałach przedstawiono propozycję sposobu rozwiązania postawionych problemów badawczych.

8.2. OPIS PROPONOWANEJ ALGORYTMIKI I ARCHITEKTURY ROZWIĄZANIA

Wymiernym efektem realizacji uproszczonych układów obrazowania spektralnego jest możliwość zmniejszenia poziomu skomplikowania instrumentu dedykowanego dla danej aplikacji na podstawie analizy obrazów z instrumentu hyperspektralnego. Proponowana architektura rozwiązania, porównana do podejścia konwencjonalnego, przedstawiona jest na rysunku 8.1. W podejściu konwencjonalnym (8.1a), układ HSI służy jako elastyczne narzędzie, które pozwala na realizację wielu różnych aplikacji bez konieczności modyfikacji układu. Podejście to najczęściej wymaga stosowania algorytmów redukcji wymiarowości realizowanych dla każdego pozyskanego zestawu danych (hypercube'a), które pozwalają na przeprowadzenie dalszej analizy klasyfikacyjnej. W odróżnieniu od tego podejścia, proponowane w ramach rozprawy rozwiązanie (8.1b) zakłada wykorzystanie metod redukcji wymiarowej, a także niektórych metod klasyfikacyjnych, w celu określenia kluczowych pasm. Mogą one następnie zostać wykorzystane do zbudowania uproszczonego układu obrazowania spektralnego (rys. 8.1c), który z założenia jest układem multispektralnym (MSI). Instrument taki jest dedykowany dla konkretnej aplikacji lub grupy aplikacji, z reguły zajmujących się określoną grupą obiektów do klasyfikacji. Nie jest to instrument tak wszechstronny w zastosowaniach jak instrument HSI, jednak charakter wielu współczesnych przedsięwzięć, wykorzystujących obrazowanie spektralne wymaga przede wszystkim skuteczności i efektywności kosztowej w danym polu aplikacyjnym bardziej niż elastyczności zastosowań. W wyniku takiej syntezy, działanie uproszczonego układu obrazowania spektralnego (8.1c) odznacza się znacznie mniej rozbudowaną architekturą. W zamierzeniu przełoży się to na uproszczony charakter metody akwizycji i elementów służących przetwarzaniu danych.



Rys. 8.1. Schematy przedstawiające: a) konwencjonalne podejście realizacji aplikacji z instrumentem HSI, b) proponowane w rozprawie autorskie podejście do syntezy układów MSI, a także c) sposób działania powstałego uproszczonego układu obrazowania spektralnego

W realizacji eksperymentów dla określonych w rozdziale 8.1 problemów badawczych, przyjęto metody przetwarzania składające się z algorytmów opisanych w rozdziale 5, a które zostały przebadane w rozdziale 7. Ze względu na stosunkowo niską skuteczność algorytmów klasyfikacyjnych nienadzorowanych, czyli k-means oraz GMM, zdecydowano się nie sprawdzać ich skuteczności, uwzględniając wyłącznie metodę Random Forest w zadaniach klasyfikacyjnych, stosowanych w badaniach opisanych w niniejszym rozdziale.

Pomimo zróżnicowanego wpływu na skuteczność klasyfikacji, zdecydowano się uwzględnić w badaniach metody redukcji wymiarowości zarówno w postaci PCA, jak i LDA. Taka decyzja została podjęta ze względu na różne podejście w algorytmach obu metod, co może przełożyć się na różny sposób produkcji docelowych fizycznych filtrów spektralnych. Należy w tym miejscu natomiast wskazać, iż metoda LDA wykazuje cechy możliwe upraszczające procesy technologiczne w wykonywaniu takich filtrów. Wynika to z faktu, że docelowo określa ona jakie pasma należy wykluczyć z procesów przetwarzania, ale nie zakłada ich mieszania ze sobą. Oznacza to, że pasma wybrane w metodzie LDA, odpowiadają

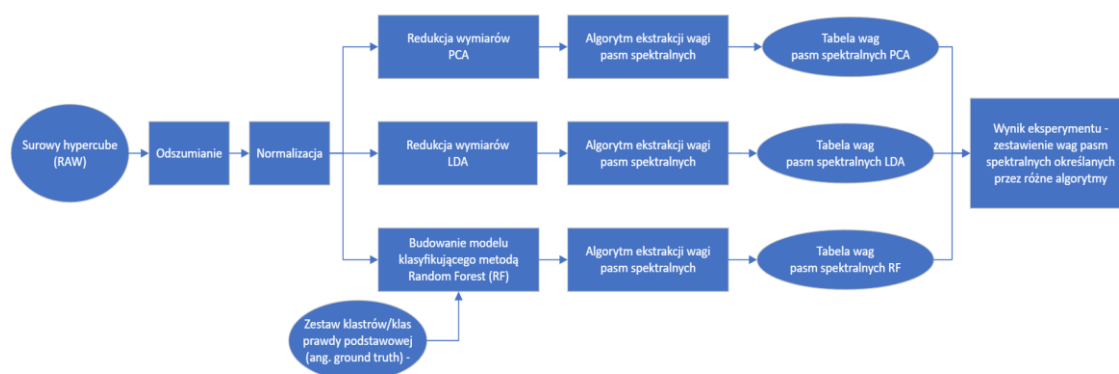
bezpośrednio kanałom spektralnym, jakie składały się na pierwotny obraz hiperspektralny. W odróżnieniu od tej metody, metoda PCA może wskazywać na pewne zestawy kanałów spektralnych, które mogą, lecz nie muszą reprezentować pojedynczych fizycznych kanałów spektralnych kamery. Oznacza to, że realizacja fizycznego filtra spektralnego, bazującego na kanałach wskazanych przez metodę PCA, może być trudniejsza w realizacji.

Oprócz tego, w ramach realizowanej rozprawy zastosowano dodatkową metodę, która pozwala na określenie kluczowych okien spektralnych, czyli metodę klasyfikacyjną Random Forest. Pomimo, że w metodzie tej trenowany jest model składający się z drzew decyzyjnych, zauważono, że możliwe jest zbadanie przebiegu jego działania w celu określenia wag przypisywanych każdemu z kanałów. W tym celu zastosowano trenowanie na całych, niezredukowanych obrazach HSI, a następnie wykorzystano algorytm ekstrakcji wag kanałów poprzez wsteczne zliczanie wag przypisywanych w poszczególnych drzewach decyzyjnych. W ten sposób określono wagi każdego z kanałów spektralnych. Uznano, iż szczególnie istotne dla badań będzie porównanie zestawów kanałów spektralnych z największymi wagami, przypisywanymi przez każdą z metod oraz jak ich wybór wpływa na ostateczną skuteczność działań klasyfikacyjnych. We wszystkich eksperymentach, zastosowano zestawy danych opisane w rozdziale 7.2.

8.3. ANALIZA DYSTRYBUCJI WAG NADAWANYCH KANAŁOM SPEKTRALNYM

W PROCESACH REDUKCJI WYMIAROWOŚCI I KLASYFIKACJI

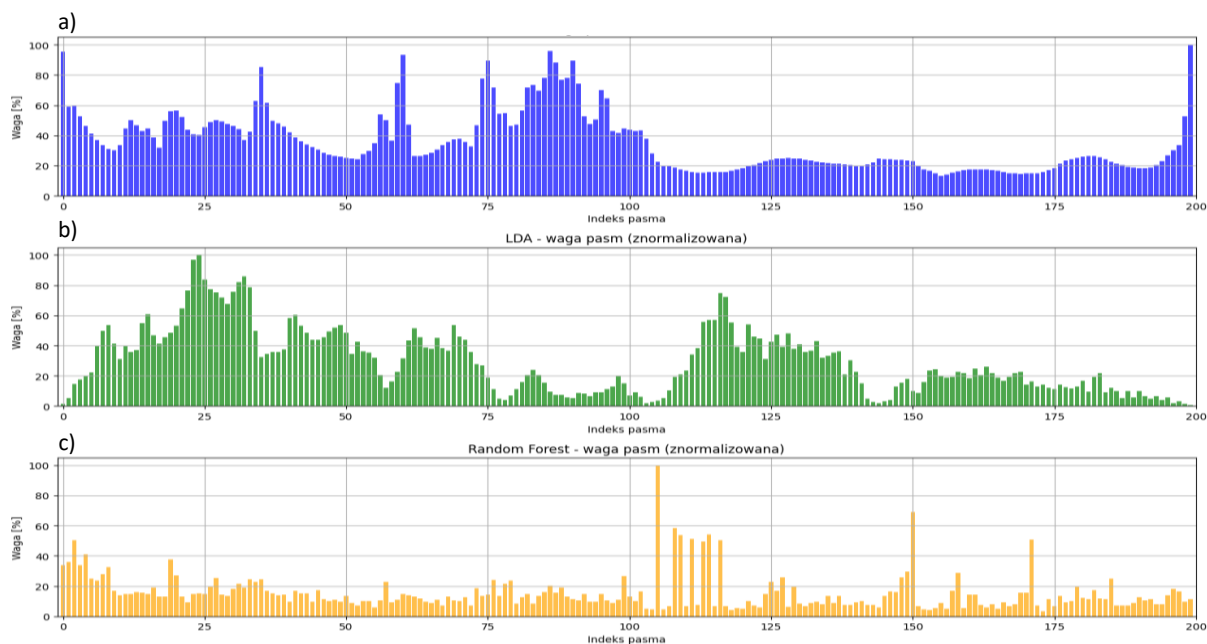
Fundamentem architektury proponowanej syntezy układów MSI jest ekstrakcja pasm kluczowych. Konieczne zatem jest rozpoznanie, jak różne algorytmy redukcji wymiarowości i klasyfikacji nadają wagi poszczególnym pasmom spektralnym obrazów HSI, a także w jaki sposób się one między tymi algorytmami różnią. W tym celu zastosowano algorytm przedstawiony na rysunku 8.2.



Rys. 8.2. Schemat algorytmu zastosowanego w badaniach dystrybucji wag nadawanych kanałom spektralnym

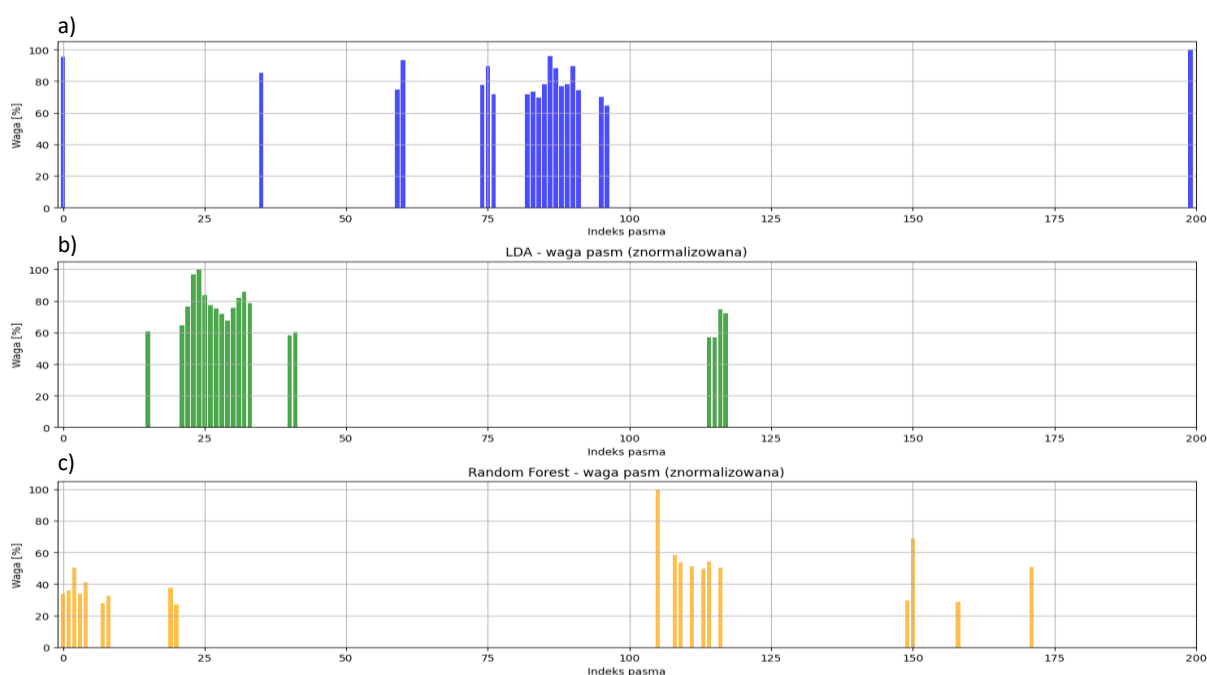
Algorytm ten zakłada takie podstawowe działania przygotowujące obraz HSI, jak odszumianie i normalizacja. Po tych etapach następuje przeprowadzenie redukcji wymiarowości metodami PCA oraz LDA, a także zbudowanie modelu klasyfikującego metodą Random Forest (RF), która wykorzystuje znaną prawdę podstawową dla obrazu. Następnie dla wyniku każdej z metod zastosowano algorytm ekstrakcji wag nadanych poszczególnym kanałom spektralnym z pierwotnego, surowego obrazu HSI. W efekcie uzyskano trzy tabele wartości wag dla pasm spektralnych, które następnie ze sobą porównano.

Otrzymane wartości wag przedstawiono w postaci wykresów słupkowych, w których na osi X znajdują się kolejne indeksy pasm spektralnych, a na osi Y znormalizowane wagi nadane każdemu z pasm. Wagi w postaci znormalizowanej określone są wartościami procentowymi, w taki sposób, aby wartość 100% oznaczała pasma o najwyższym znaczeniu w rozróżnianiu klas, a wartości 0% - pasma, które nie mają wpływu na rozróżnianie klas. Przykład zestawienia takich trzech wykresów dla wag wyznaczonych przez algorytmy PCA, LDA i RF dla jednego z analizowanych obrazów HSI, przedstawiono na rysunku 8.3.



Rys. 8.3. Wykresy wag nadanych poszczególnym kanałom spektralnym dla obrazu hiperspektralnego o nazwie Indian Pines (opisany w rozdziale 7.2) przez algorytm: a) PCA, b) LDA, c) RF

Na wykresach przedstawionych na rys. 8.3 zauważyć można, że obraz HSI (w tym przypadku o nazwie Indian Pines) składał się z 200 pasm, a wagi nadane przez różne algorytmy znacząco się od siebie różnią. Najwyższe wagi przypisane zostały innym kanałom w każdej z metod. Lepiej obrazują to wykresy zredukowane do wyłącznie 20 najistotniejszych pod kątem wagi pasm, przedstawione na rys. 8.4.



Rys. 8.4. Wykresy 20 kluczowych wag nadanych kanałom spektralnym dla obrazu hiperspektralnego o nazwie Indian Pines (opisany w rozdziale 7.2) przez algorytm: a) PCA, b) LDA, c) RF

Na rys. 8.4 zauważyć można, że kluczowe 20 kanałów analizowane przez każdy z omawianych algorytmów, niemal całkowicie nie pokrywa się. W przypadku algorytmu PCA (rys. 8.4a), najwyższe wagi znajdują się w okolicach skrajnych indeksów kanałów, tj. w centrum w zakresie od 75 do 95 oraz dla pasm ok. 35 i 60 indeksu. Algorytm LDA (rys. 8.4b) wskazał kluczowe pasma dla dwóch grup indeksów w zakresie od 20 do 40 oraz od 115 do 120. W przypadku wag nadanych przez model zbudowany w metodzie Random Forest, kluczowe wagi są rozproszone, lecz trzy największe zgrupowania mieszczą się w zakresach indeksów od 0 do 20, od 105 do 118 oraz od 149 do 170.

Jednym z najprostszych i powszechnie stosowanych narzędzi statystycznych pozwalających na porównanie zbiorów jest współczynnik podobieństwa Jaccarda (nazywany również IoU) [105]. W celu sprawdzenia korelacji pomiędzy zbiorami 20 kluczowych pasm, wybieranych przez PCA, LDA i RF obliczono współczynnik IoU dla każdej pary zbiorów dla wszystkich zestawów danych. Tabela 8.1 przedstawia zestawienie tych wyników.

Tabela 8.1. Zestawienie IoU dla par zbiorów 20 kluczowych pasm, wyznaczonych różnymi algorytmami dla różnych obrazów HSI analizowanych w rozdziale 7.

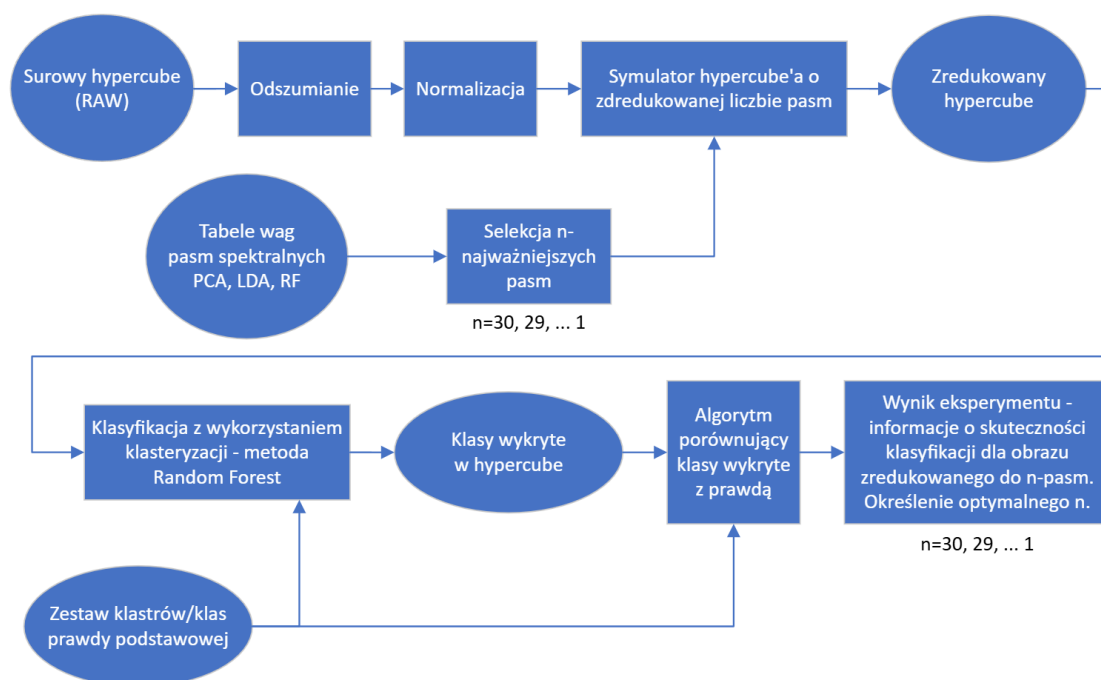
	Współczynnik Jaccarda (IoU) [%]						
	Indian Pines	Salinas	Salinas-A	Pavia Centre	Platki-01	Skaly-04	Platki-70
PCA i LDA	0,0	5,3	2,6	14,3	0,0	0,0	0,0
PCA i RF	2,6	11,1	21,2	8,1	0,0	14,3	0,0
LDA i RF	5,3	8,1	11,1	29,0	11,1	0,0	0,0

Zestawienie przedstawione w tabeli 8.1 pokazuje, że między dowolnymi zestawami kluczowych pasm widoczny jest niski współczynnik korelacji zbiorów. W żadnym z zestawów zbiorów współczynnik Jaccarda nie przekracza 30%, a dla większości przypadków jest on niższy niż 10%. Tak niskie poziomy korelacji oznaczają, że każda z metod, tj. PCA, LDA i RF, definiuje w zdecydowanie większej mierze inne i unikalne zestawy pasm. Oznacza to również, że prawdopodobnie spodziewać się można zróżnicowania w wynikach finalnej skuteczności klasyfikacji pomiędzy tymi metodami, co częściowo zostało udowodnione w rozdziale 7.

8.4. ANALIZA WPŁYWU LICZBY WYBRANYCH KLUCZOWYCH PASM SPEKTRALNYCH NA SKUTECZNOŚĆ KLASYFIKACJI

Ze względu na skuteczność proponowanej metody syntezy układów uproszczonych, po określeniu różnic w definiowaniu kluczowych pasm przez różne algorytmy, istotne jest zrozumienie także, jak wybrana liczba pasm spektralnych wpływa na skuteczność klasyfikacji.

W tym celu przeprowadzono serie przetwarzania i pomiarów, zgodnie z algorytmem przedstawionym na rys. 8.5.



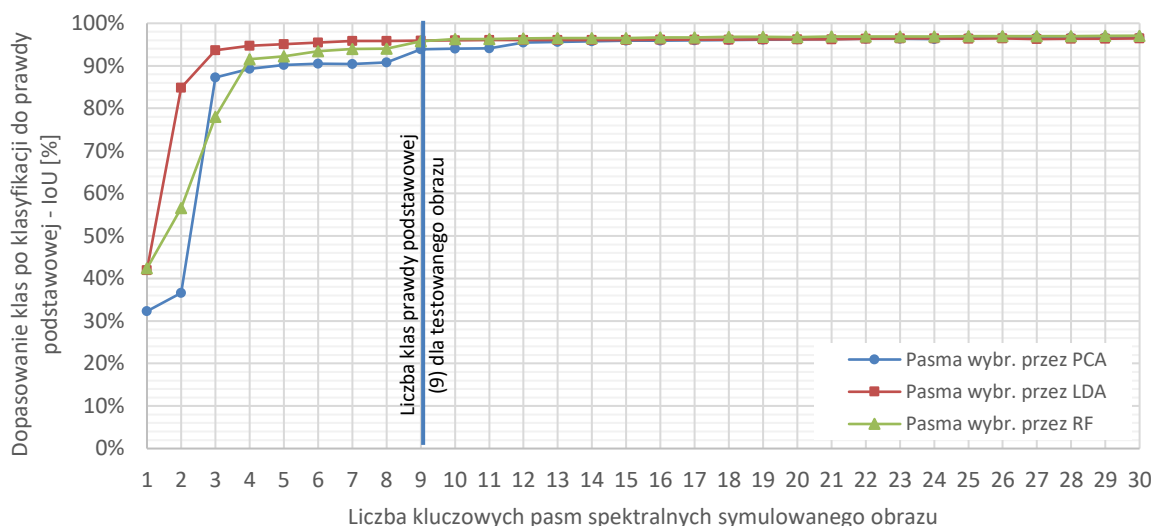
Rys. 8.5. Schemat algorytmu zastosowanego w badaniach wpływu liczby kluczowych pasm spektralnych na możliwą do uzyskania skuteczność klasyfikacji.

Zgodnie ze schematem z rys. 8.5, wyróżnić można kilka kluczowych elementów postępowania. Pierwszą istotną operacją jest symulacja obrazu multispektralnego na bazie tabeli kluczowych pasm. Symulacja ta polega na redukcji obrazu hyperspektralnego do postaci zawierającej wyłącznie n kluczowych pasm, określonych uprzednio za pomocą algorytmów PCA, LDA lub RF. Ponieważ, jak wspomniano wcześniej, zauważono, że dla pewnej liczby pasm (między 15 a 20), wraz z dalszym wzrostem ich liczby, skuteczność klasyfikacji nie rośnie znacząco, zdecydowano się przeprowadzić badania dla liczby n pasm redukowanej od $n=30$ do $n=1$.

Uzyskany w ten sposób obraz, będący cyfrową symulacją obrazu multispektralnego o zredukowanej liczbie pasm, lecz o identycznej rozdzielczości spektralnej w stosunku do oryginalnego hypercube'a (kanały wciąż posiadają tak samo szerokie okna spektralne), następnie jest poddawany klasyfikacji. Zdecydowano się przebadać działanie algorytmu wyłącznie z wykorzystaniem metody klasyfikacji Random Forest, z uwagi na jej potwierdzone najlepsze działanie. Posłużono się założeniem logicznym: jeśli po redukcji obrazu HSI do postaci MSI, najlepsza w danym zestawie algorytmów metoda nie będzie w stanie dokonać klasyfikacji o wysokiej jakości oznacza to, że obraz został nadmiernie zredukowany względem

oryginału. Na tym etapie trenowanie modelu oczywiście wykorzystuje zestaw klas prawdy podstawowej. Ten zestaw klas jest również wykorzystany w kolejnym kroku, w którym obliczany jest współczynnik Jaccarda. Pozwala to na określenie, jak skuteczna jest klasyfikacja na symulowanym obrazie MSI. Wyniki zapisywane są w tabeli.

Rysunek 8.6 przedstawia przykładowe wyniki badania współczynnika IoU dla obrazów MSI zredukowanych do postaci od 30 do 1 kluczowych kanałów spektralnych.

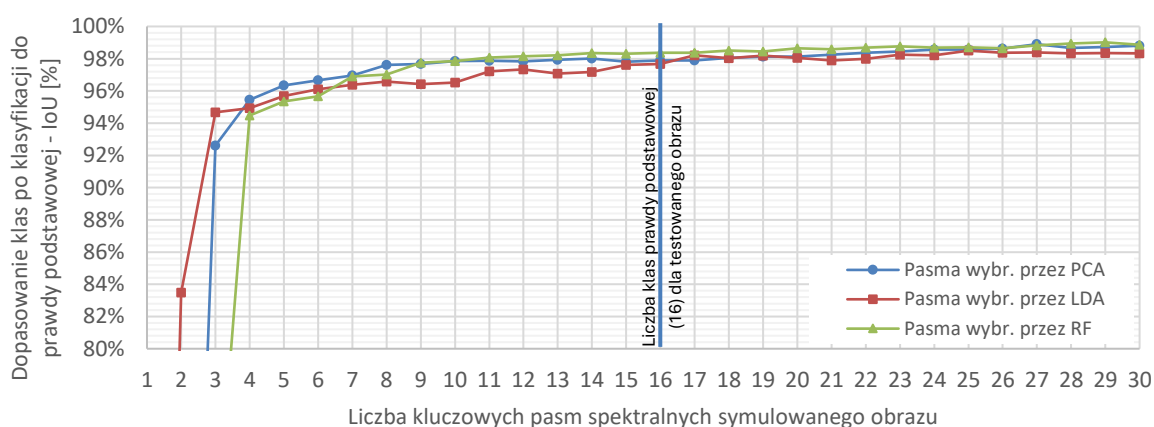


Rys. 8.6. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Pavia Centre”

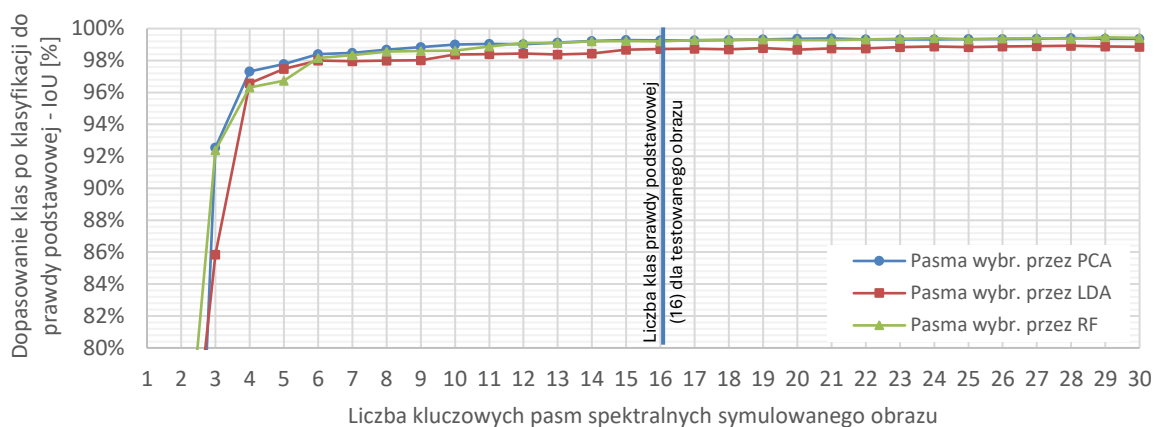
Widoczna jest tutaj zależność, którą można opisać w następujący sposób: wraz ze wzrostem liczby kluczowych pasm spektralnych, rośnie skuteczność klasyfikacji. Analizując dane można zauważyć, że wyniki dla obrazów powstałych przy redukcji od 30 do ok. 12 pasm spektralnych wykazują wysoką skuteczność, utrzymującą się na poziomie powyżej 95% dla wszystkich trzech metod selekcji kanałów spektralnych. Zbliżając się do granicy równej liczbie klas prawdy podstawowej, następuje obniżenie skuteczności dla pasm wybranych przez PCA do ok. 90%. Zmniejszenie skuteczności algorytmu PCA w okolicy tej liczby pasm jest zgodne ze źródłami literaturowymi [np. 106, 107]. Dla optymalnej skuteczności klasyfikacji, minimalna liczba cech, czyli w tym przypadku kanałów spektralnych, powinna być co najmniej równa liczbie poszukiwanych klas [106] lub liczbie klas pomniejszonej o jeden [107]. Warto w tym miejscu zaznaczyć, że informacje określające minimalną dla optymalnej skuteczności liczbę pasm są zaleceniami, a nie zależnościami matematycznymi, co udowadnia dalsza analiza przebiegu wykresu z rys. 8.6.

Obrazy z liczbą kluczowych pasm redukowanych w zakresie od 9 (liczba klas prawdy podstawowej) do 4, pozwoliły na uzyskanie względnie stabilnej skuteczności klasyfikacji na poziomach ok. 95%, 92% i 90% dla odpowiednio metod ekstrakcji cech: LDA, RF i PCA. Dalsze zmniejszanie liczby pasm spektralnych powoduje znaczne obniżenie skuteczności, która osiąga najniższe wartości w zakresie 32-42% dla jednego kanału spektralnego. W przypadku sprawdzanego obrazu hiperspektralnego, to jest „Pavia Centre”, metoda selekcji pasm, która pozwoliła uzyskiwać wysokie poziomy skuteczności klasyfikacji (na poziomie powyżej 90%), to metoda LDA. Poziom 93,7% skuteczności został uzyskany dla już tak niewielkiej liczby pasm jak 3, co oznacza trzykrotnie mniej niż liczba klas prawdy podstawowej.

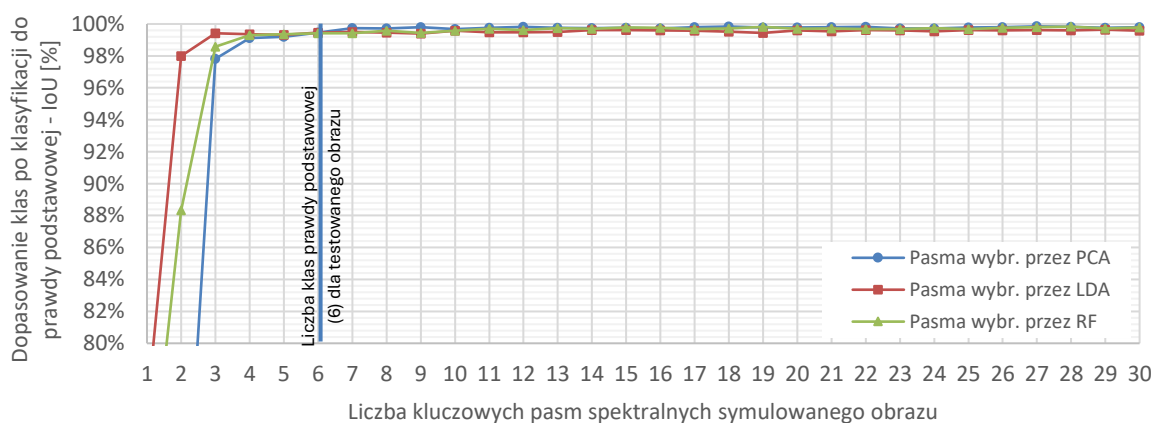
Weryfikacja powtarzalności takiego wyniku wymagała przeprowadzenia testów na pełnym zestawie obrazów testowych, czyli na wszystkich hypercube’ach, które zbadane zostały również w rozdziale 7. W ramach rozprawy doktorskiej przeprowadzono takie symulacje i eksperymenty również, jak w przedstawionym przykładzie, symulując zakres liczby kanałów od 1 do 30 i wyznaczając poziom skuteczności klasyfikacji. Wyniki tych prac przedstawiono na rysunkach 8.7 – 8.12 (oś Y dostosowano do wyświetlania górnych 20% dla uwidocznienia punktu przecięcia z progiem 90%).



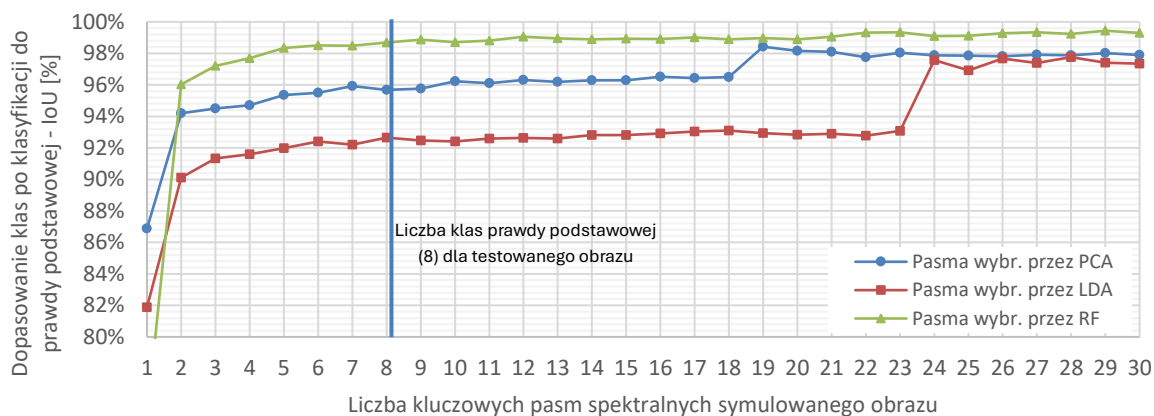
Rys. 8.7. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Indian Pines”



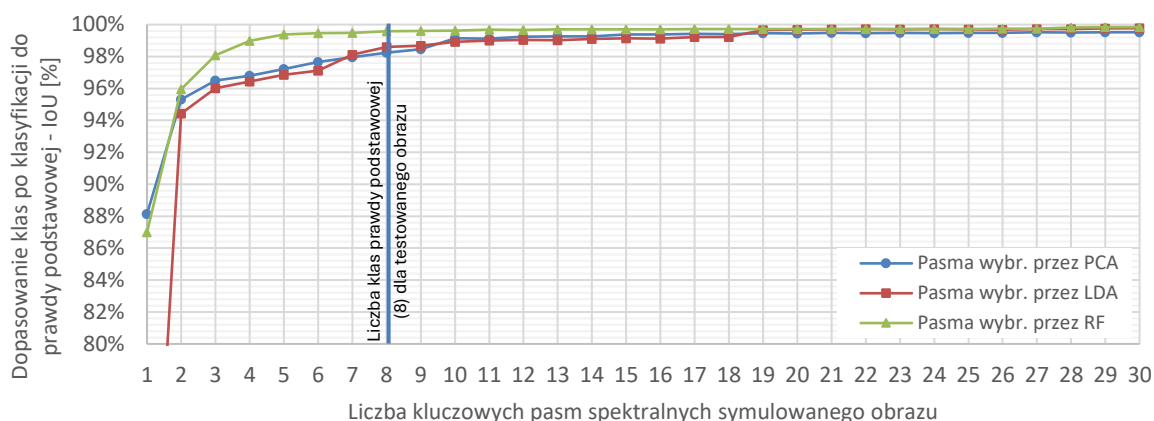
Rys. 8.8. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Salinas”



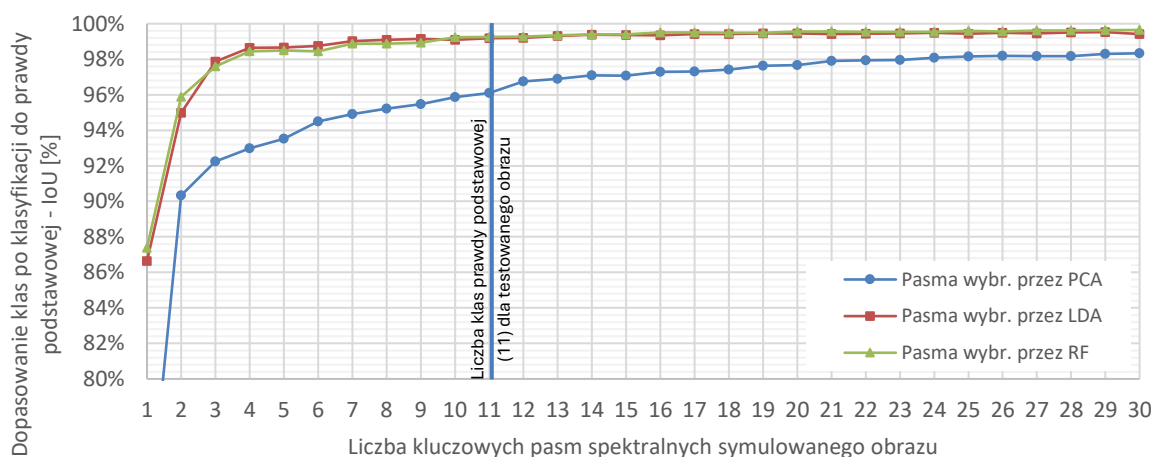
Rys. 8.9. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Salinas-A”



Rys. 8.10. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Płatki-01”



Rys. 8.11. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Skaly-04”



Rys. 8.12. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 1 do 30 kluczowych pasm spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hiperspektralnego o nazwie „Płatki-70”

Jak widać na przedstawionych rysunkach (8.7 - 8.12), w przypadku większości obrazów hiperspektralnych zdolność do klasyfikacji na poziomie powyżej 90% jest możliwa dla wartości kilkakrotnie niższych niż zastosowana liczba klas prawdy podstawowej. Widoczna jest również duża stabilność oraz wysoki poziom skuteczności klasyfikacji dla większych (pow. 15) rozmiarów zestawów kluczowych pasm. Ocena porównawcza metod doboru pasm na tle skuteczności przy minimalnej liczbie pasm przedstawiona jest w tabelach 8.2 i 8.3. Wyniki te pozwalają stwierdzić, że minimalizacja zbioru kanałów do pojedynczych pasm spektralnych wciąż umożliwia realizację klasyfikacji o wysokiej skuteczności. Nawet w przypadku założenia wymaganej skuteczności klasyfikacji na poziomie 95%, dla sześciu ze zbioru siedmiu obrazów hiperspektralnych, liczba wymaganych klas wyniosła 4 i mniej. W czterech przypadkach były to nawet tylko dwie klasy, co stanowi medianę dla całego zbioru obrazów.

Tabela 8.2. Zestawienie wyników możliwości redukcji liczby pasm dla skuteczności na poziomie co najmniej 90%

	Minimalna liczba kluczowych pasm spektralnych, dla której skuteczność klasyfikacji wynosi co najmniej 90%							Mediana
	Indian Pines	Salinas	Salinas-A	Pavia Centre	Platki-01	Skaly-04	Platki-70	
Liczba klas	16	16	6	9	8	8	11	-
PCA	3	3	3	5	2	2	2	3
LDA	3	4	2	3	2	2	2	2
RF	4	3	3	4	2	2	2	3
Minimum	3	3	2	3	2	2	2	2
Min/Klas	0,2	0,2	0,3	0,3	0,3	0,3	0,2	0,25

Tabela 8.3. Zestawienie wyników możliwości redukcji liczby pasm dla skuteczności na poziomie co najmniej 95%

	Minimalna liczba kluczowych pasm spektralnych, dla której skuteczność klasyfikacji wynosi co najmniej 95%							Mediana
	Indian Pines	Salinas	Salinas-A	Pavia Centre	Platki-01	Skaly-04	Platki-70	
Liczba klas	16	16	6	9	8	8	11	-
PCA	4	4	3	12	8	2	5	4
LDA	5	4	2	5	3	3	24	4
RF	5	4	3	9	2	2	2	3
Minimum	4	4	2	5	2	2	2	2
Min/Klas	0,3	0,3	0,3	0,6	0,3	0,3	0,2	0,25

Dla większości obrazów (sześć z siedmiu) stosunek minimalnej liczby kanałów spektralnych do liczby klas prawdy podstawowej wyniósł 0,3 lub mniej. Możliwe jest zatem wyciągnięcie wniosku, iż wymagana liczba kanałów spektralnych powinna wynosić nie mniej niż jedna trzecia liczby poszukiwanych klas. W przeprowadzonych testach zdarzył się jednak przypadek, w którym liczba ta wyniosła więcej niż 0,3, a był to obraz „Pavia Centre”, dla którego stosunek ten wyniósł 0,6.

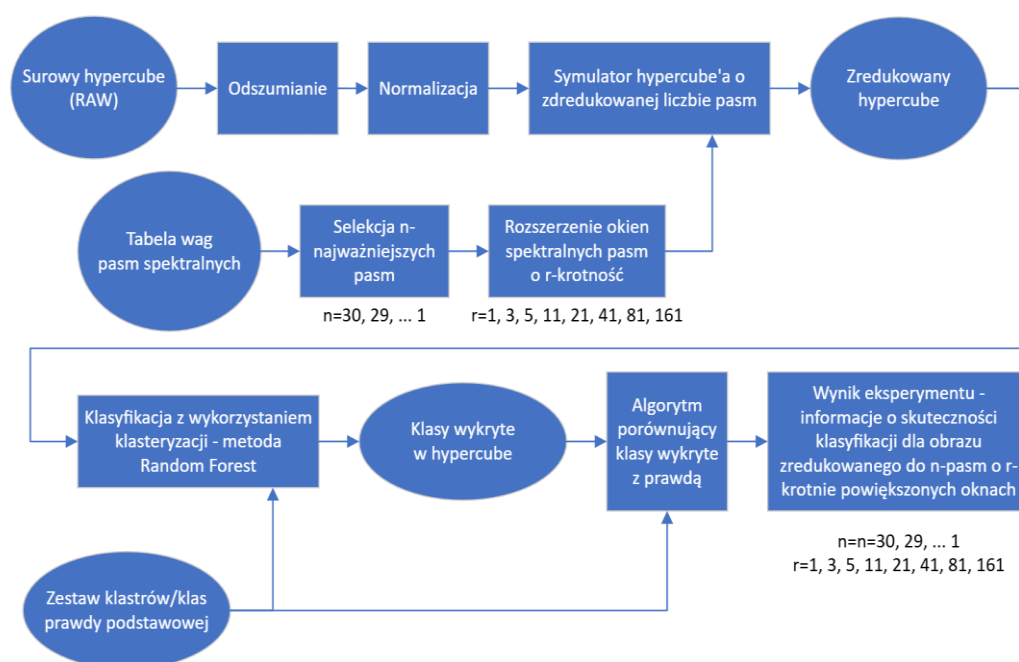
Analizując skuteczność algorytmów pod kątem właściwej selekcji pasm, uzyskujących najlepsze wyniki w teście, zauważyć można brak jednej wyróżniającej się korzystnie lub niekorzystnie metody. W przypadku skuteczności o progu 90% najlepsze rezultaty uzyskiwano metodą LDA, dla której mediana najmniejszej liczby pasm wynosiła 2. W przypadku progu skuteczności 95%, najlepsze rezultaty otrzymane zostały z wykorzystaniem metody RF. Oznacza to zatem, że w zależności od rodzaju obrazu i jego cech topograficznych, najlepsze rezultaty mogą być otrzymane za pomocą innych metod ekstrakcji pasm.

Przedstawione wyniki badań, a w szczególności potwierdzenie możliwości uzyskiwania wysokich skuteczności klasyfikacji dla niewielkiej liczby kanałów spektralnych **potwierdza założenia postawione w tezie niniejszej rozprawy doktorskiej**. W szczególności, możliwa jest aplikacyjna, czyli nakierowana na konkretne zadanie detekcyjne, redukcja obrazu

hiperspektralnego do znacznie uproszczonej postaci multispektralnej, która pozwoli na poprawną klasyfikację obrazu.

8.5. ANALIZA WPŁYWU SZEROKOŚCI OKNA KANAŁU SPEKTRALNEGO NA SKUTECZNOŚĆ KLASYFIKACJI

Uzyskane w rozdz. 8.4 wyniki potwierdziły możliwość realizacji uproszczonych układów obrazowania spektralnego, które potencjalnie mogą opierać się wyłącznie na kilku kanałach (nawet czterech – dwóch). Pozwoliło to ukierunkować prace badawcze na kolejny krok, który pozwoli na syntezę układów o wysokiej sprawności radiometrycznej. Jest to określenie wpływu szerokości okna kanału spektralnego na skuteczność klasyfikacji. W tym celu przeprowadzono eksperyment według schematu przedstawionego na rysunku 8.13.



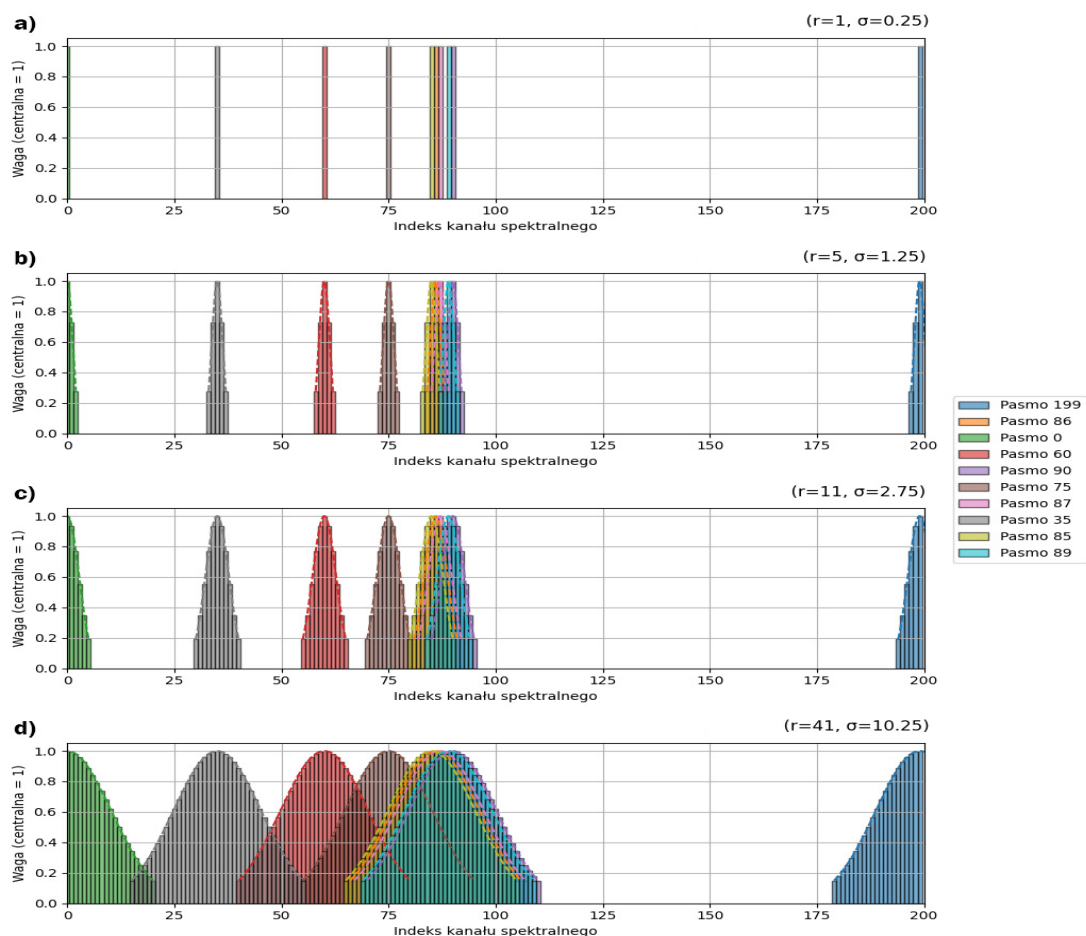
Rys. 8.13. Schemat algorytmu zastosowanego w badaniach wpływu szerokości okna spektralnego spektralnych na skuteczność klasyfikacji

W stosunku do algorytmu przedstawionego na rysunku 8.5, jedyną różnicą jest krok symulacji szerokości kanałów spektralnych, który jest uwzględniany w symulatorze obrazu multispektralnego. Zdecydowano się na symulację poszerzonych okien pasm spektralnych o odpowiedzi spektralnej, a właściwie o wadze nadawanej każdemu kanałowi w kształcie krzywej rozkładu normalnego. Krzywa ta najlepiej odwzorowuje transmitancję filtrów optycznych w domenie długości fali. Symulowano odpowiednio szerokości nieparzyste równe:

- 1 (uwzględniany jeden centralny kanał spektralny),

- 3 (uwzględniony kanał centralny i dwa symetrycznie sąsiednie),
- 5 (uwzględniony kanał centralny i cztery symetrycznie sąsiednie),
- 11,
- 21,
- 41,
- 81,
- 161 (przypadek niepraktyczny, lecz traktowany jako graniczny).

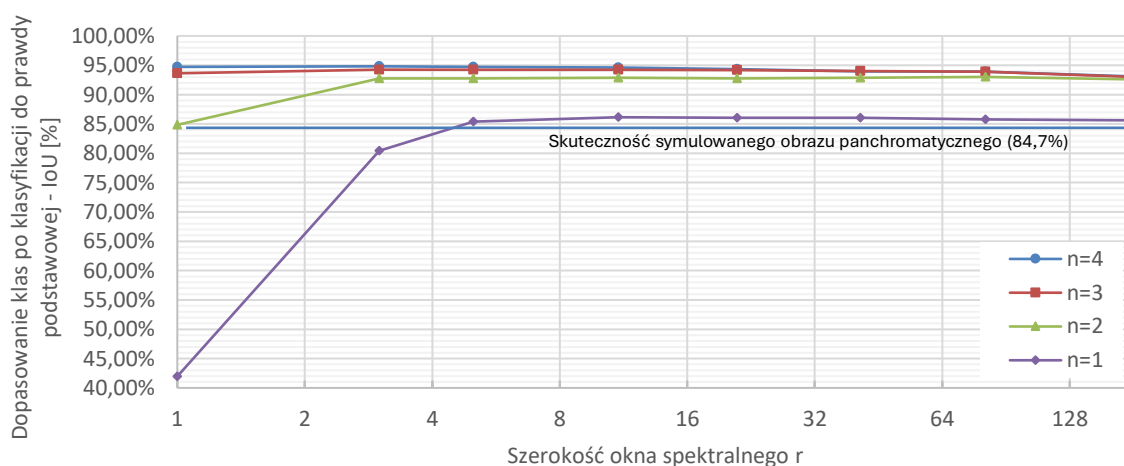
Kanały te matematycznie były dla każdego piksela sumą kanału centralnego o wadze równej 1,0 oraz kanałów sąsiadujących o wagach zgodnych z rozkładem normalnym (kształtem krzywej Gaussa). W każdym przypadku odchylenie standardowe rozkładu wyznaczone było jako wartość szerokości okna spektralnego (r) podzielonej przez 4. Przykład symulacji z obrazu „Indian Pines) dla 10 kluczowych kanałów i kilku wariantów szerokości okna spektralnego przedstawiono na rysunku 8.14.



Rys. 8.14. Reprezentacja kanałów i ich wag składających się na symulowane okna kanałów spektralnych dla obrazu „Indian Pines” dla różnych wartości parametru szerokości okna (r): a) $r=1$, b) $r=5$, c) $r=11$, d) $r=41$

Jak można zauważyć, szczególnie dla wybranych większych wartości r , symulowane kanały nachodzą na siebie, co powoduje dublowanie informacji zawartych w tych kanałach. Na tym etapie badań zdecydowano się uwzględnić takie przypadki, ponieważ dzięki zastosowaniu metody Random Forest przy klasyfikacji, zdublowane dane nie powinny wpływać na skuteczność i tym samym zaburzać eksperymentu.

Przed przeprowadzeniem symulacji dla różnych liczb i szerokości kanałów w celu znajomości możliwości referencyjnych, symulowana została również panchromatyczna postać obrazu, czyli taka, w której dla każdego piksela wyznaczana jest mediana ze wszystkich kanałów spektralnych. Na takim obrazie jest realizowana taka sama klasyfikacja z wykorzystaniem metody RF, jak dla innych, sprawdzanych obrazów symulowanych. Dzięki temu wyznaczany jest minimalny poziom zdolności klasyfikacji, która może być przeprowadzona na obrazie całkowicie pozbawionym rozdzielczości spektralnej, a właściwie o rozdzielczości spektralnej wynoszącej tyle, co cały zakres spektralny instrumentu. Taki wzorec jest używany jako baza referencyjna, ponieważ powszechnie wiadomo, że nawet obraz panchromatyczny niesie ze sobą informacje pozwalające na rozróżnienie klas obiektów na obrazie. Szeroko znanym dowodem dla takiej tezy jest fakt, że pierwsze fotografie oraz kino czarnobiałe, wciąż pozwalają na rozróżnianie obiektów, nie tylko po ich kształcie, ale również po poziomach intensywności. Na rys. 8.15 przedstawiono przykład skuteczności dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej dla liczby kluczowych pasm spektralnych w zakresie od 4 do 1 i szerokości okien spektralnych w zakresie od 1 do 161.



Rys. 8.15. Wykres przedstawiający skuteczność dopasowania klas po klasyfikacji w stosunku do prawdy podstawowej – IoU, dla obrazów symulowanych do postaci od 4 do 1 kluczowych pasm spektralnych i o różnej, od 1 do 161, szerokości okien spektralnych. Obraz symulowany na bazie obrazu hyperspektralnego o nazwie „Pavia Centre”, kanały spektralne dobrane zostały metodą LDA

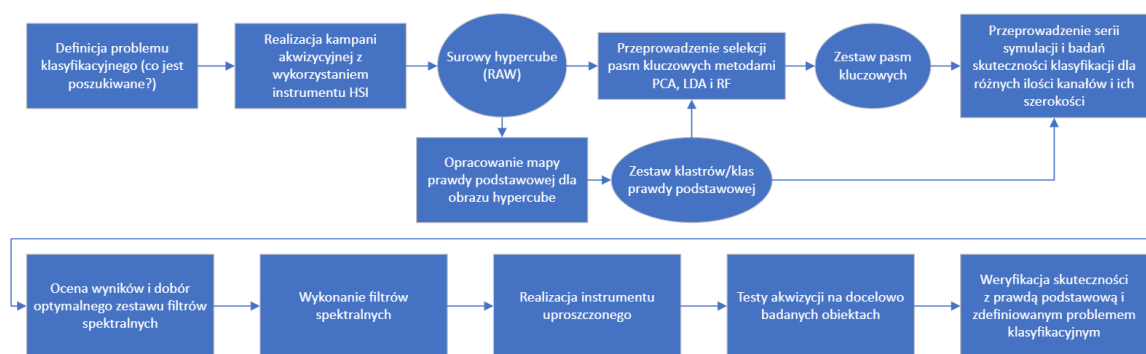
Jak można zauważyć, odpowiednio dostosowany rozmiar okna spektralnego może dać zauważalną poprawę skuteczności klasyfikacji, szczególnie dla obrazów o mniejszych liczbach kanałów spektralnych. Efekt takiej poprawy skuteczności jest szczególnie widoczny na obrazie z pojedynczym kanałem spektralnym, choć należy również zauważyć, że nie jest w takim przypadku możliwe zwiększenie skuteczności znacząco powyżej skuteczności referencyjnej dla obrazu panchromatycznego.

Co najważniejsze dla stawianej tezy o możliwości syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego, szczególnie na obrazach o liczbach pasm większych od 2, skuteczność wraz ze wzrostem szerokości kanału spektralnego maleje nieznacznie. Na przestrzeni rozmiaru okna spektralnego od 5 do 81, w przypadku obrazu o trzech i czterech kanałach, spadek ten wyniósł ok. 1,2%. Podobną tendencję, choć niewidoczną na przedstawionym wykresie (rys. 8.15), zauważono dla liczb kanałów spektralnych większych niż 4, tj. aż do 30 kanałów włącznie.

To samo zjawisko, czyli maksymalizację skuteczności dla obrazów o liczbie kanałów większej niż 2 i o rozmiarach okien spektralnych od ok. 3 do ok. 21, zaobserwowano w przypadku pozostałych zestawów danych. W związku z tym przeprowadzono symulacje dla wszystkich siedmiu obrazów z testowanego zestawu obrazów HSI dla wszystkich trzech metod (PCA, LDA i RF), liczb kanałów spektralnych od 1 do 30 oraz o rozmiarach okien spektralnych od 1 do 161, podobnie jak w przedstawionym przykładzie. Sumarycznie dało to 5040 symulacji, które nie sposób przedstawić w niniejszej pracy doktorskiej. W przypadku każdego obrazu, przynajmniej jedna z metod wykazywała zjawisko poprawy lub braku istotnego wpływu na skuteczność dla coraz wyższych rozmiarów okien spektralnych. Oznacza to, że rezultaty podjętych badań są bardzo silnym dowodem na możliwość upraszczania formy i wymagań stawianych filtrom optycznym w syntezie uproszczonych układów obrazowania spektralnego.

8.6. METODA SYNTEZY UPROSZCZONYCH UKŁADÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO

Rozwiązanie zdefiniowanych w rozprawie problemów badawczych uutorowało drogę do sformułowania metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego. Jak pokazały wyniki przedstawione w rozdz. 8.3 – 8.5, metoda ta wymaga pewnych procesów decyzyjnych po stronie osoby dokonującej syntezy, jednak istnieje możliwość dalszej automatyzacji z użyciem narzędzi nauczania maszynowego. Finalny, proponowany algorytm takiej syntezy przedstawiony jest na rys 8.16.



Rys. 8.16. Algorytm syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego

Syntezę należy rozpocząć od definicji problemu klasyfikacyjnego, czyli odpowiedzi na pytanie „co jest poszukiwane?” rozpatrywanym systemem obrazującym. W kolejnym kroku wykonywana jest kampania akwizycyjna instrumentem HSI, który pozwoli na pozyskanie obrazów hiperspektralnych w możliwie najszerszym spektrum i z jak największą rozdzielczością spektralną. Takie hypercube’y mogą zostać pozyskane zarówno w testach laboratoryjnych, jeśli aplikacja jest związana z obiektami o małym rozmiarze np. detalami przemysłowymi. Tak pozyskane obrazy należy opatrzyć prawdą podstawową, która zazwyczaj jest wykonywana przez człowieka.

W kolejnym kroku następuje selekcja pasm kluczowych metodami PCA, LDA i RF co pozwala na uzyskanie zestawu pasm kluczowych. Następne działanie to symulacja serii obrazów multispektralnych, w sposób podobny, jak miało to miejsce w rozdziałach 8.4 i 8.5. Wyniki takich symulacji następnie powinny być ocenione przez człowieka, który podejmie decyzję o doborze optymalnego zestawu fizycznych filtrów spektralnych, jak również zdecyduje o rodzaju instrumentu uproszczonego.

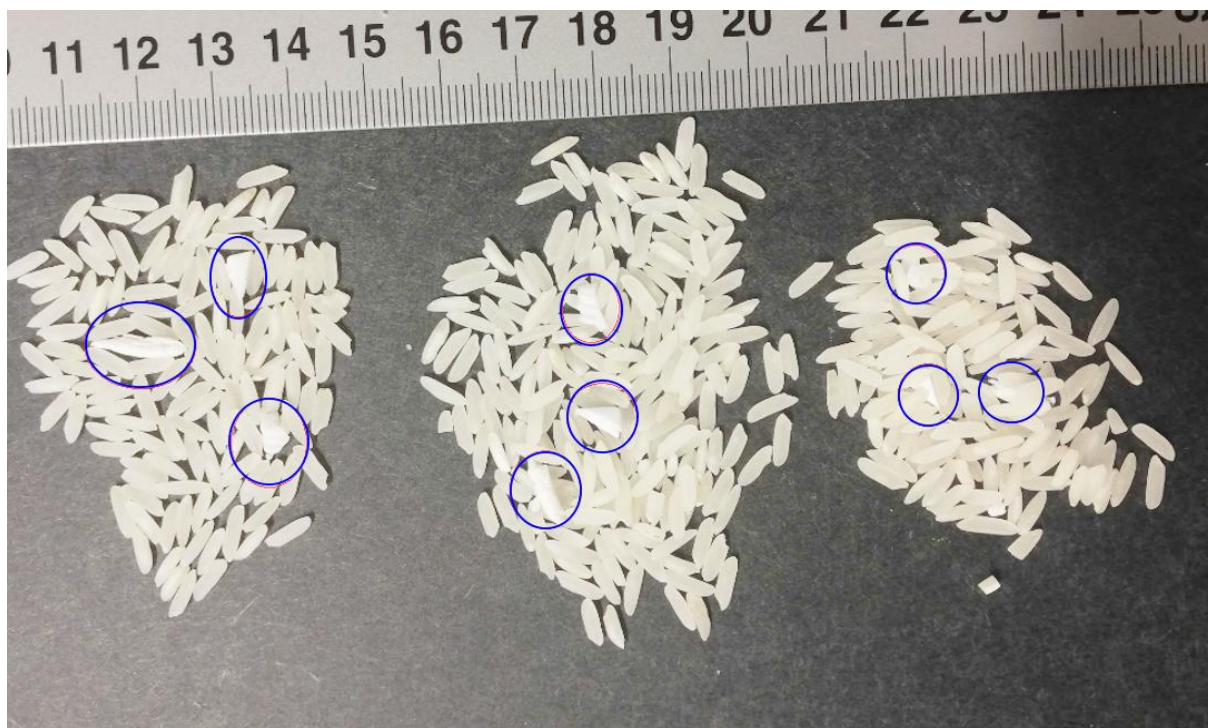
Rozpatrywać można kilka podejść. Jeśli analiza uzyskanych wyników wskaże, że wystarczająca jest liczba trzech kanałów spektralnych i jeśli będą one rozlokowane w zakresach odpowiadających kanałom R,G,B, możliwe będzie wykonanie pojedynczego filtra spektralnego, który będzie posiadać trzy okna przepustowe. Taki filtr ustawiony przed kamerą RGB, pozwoli na wykorzystanie siatki Bayera i umożliwi akwizycję obrazów nawet w trybie akwizycji ciągłej (wideo). Inne rozwiązanie, które pozwala na realizację systemu o bardzo niskiej cenie dla małych liczb kanałów spektralnych to instrument multikamerowy. Zastosowanie kilku kamer panchromatycznych, każda ze spektralnym filtrem przepustowym, pozwoli na uzyskanie wyników zgodnych z założonym problemem klasyfikacyjnym. Gdyby jednak liczba wymaganych pasm była wyższa, możliwe jest zastosowanie filtrów paskowych, które dzielą obraz na kilka obszarów, każdy o innym oknie spektralnym. Przemieszczanie

translacyjne takiego instrumentu lub obiektu, powoduje realizację obrazowania multispektralnego (rozdz. 3.2).

Doświadczenia i wiedza na temat tego rodzaju różnych podejść pozwala na definicję finalnego uproszczonego instrumentu, który po wykonaniu filtrów, możliwy jest do implementacji. Ostatnie dwa kroki takiej syntezy to przeprowadzenie testów oraz weryfikacja względem założeń problemu klasyfikacyjnego. **Tak dokonana synteza pozwala na uzyskanie uproszczonych układów obrazowania spektralnego, a kluczowe problemy badawcze, zaadresowane w poprzednich podrozdziałach pozwalają na stwierdzenie, że metoda ta może być skutecznie wdrożona w aplikacjach przemysłowych, kosmicznych, górniczych i rolniczych.**

8.7. WERYFIKACJA WDROŻENIOWA METODY SYNTEZY UPROSZCZONYCH UKŁADÓW OBRAZOWANIA SPEKTRALNEGO

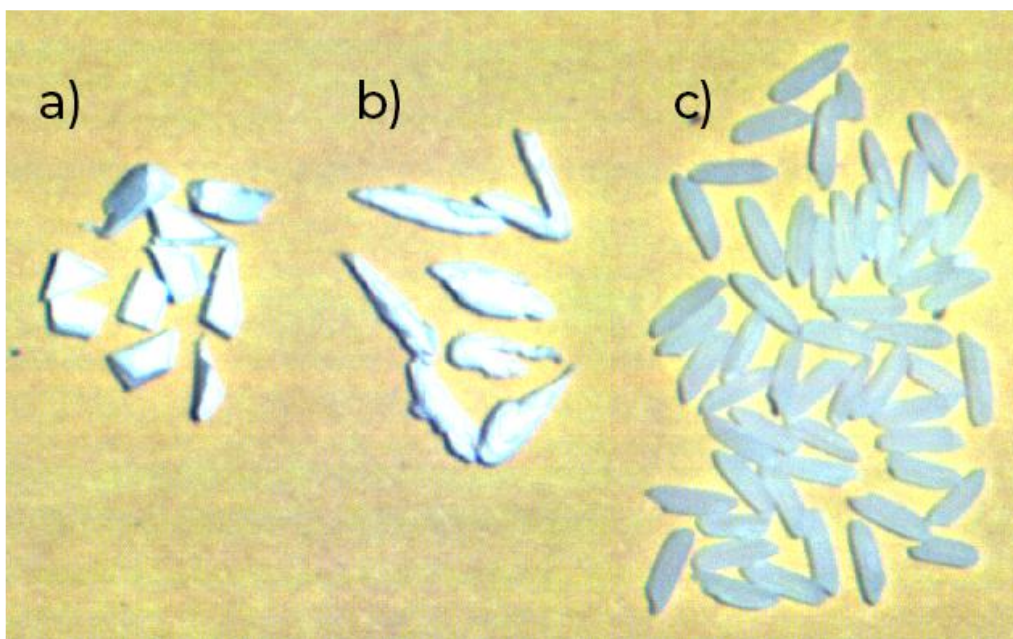
W niniejszym rozdziale przedstawiono przykłady zastosowania opracowanej metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego w wybranej aplikacji zrealizowanej przez firmę Scanway S.A. dla klienta z branży spożywczej. Zagadnienie dotyczyło rozwiązania problemu wykrywania obecności specyficznych ciał obcych na linii przetwarzania ryżu. Ze względu na specyfikę zakładu produkcyjnego i rodzaj zastosowanych w nim przenośników przemysłowych, epizodycznym zjawiskiem było pojawianie się ciał obcych stanowiących tworzywa sztuczne (nylon) w przetwarzanym ryżu. W zakładzie stosowana była ręczna kontrola jakości, polegająca na obserwacji rozłożonych równomiernie ziaren ryżu w trakcie transportu na przenośniku, jednak metoda ta nie sprawdzała się w przypadku wtrąceń z nylonu. Nylon w postaci stosowanej w zakładzie miał kolor niemal identyczny z kolorem ryżu. Jego identyfikacja była niezwykle trudna poprzez obserwację ludzkim wzrokiem oraz kamerami RGB (rys. 8.17). W identyfikacji ciał obcych, w branży spożywczej stosowane są często skanery rentgenowskie i klient rozważał również instalację takiego rozwiązania. Niestety jest to rozwiązanie umożliwiające identyfikację wtrąceń o znacząco różnej gęstości niż ryż. W przypadku tworzyw sztucznych gęstość ta jest również niemal identyczna co wyklucza możliwość identyfikacji takich ciał obcych skanerem rentgenowskim.



Rys. 8.17. Obraz z kamery RGB przedstawiający ryż z wtrąceniami w postaci nieregularnych fragmentów tworzyw sztucznych (zaznaczone w elipsach)

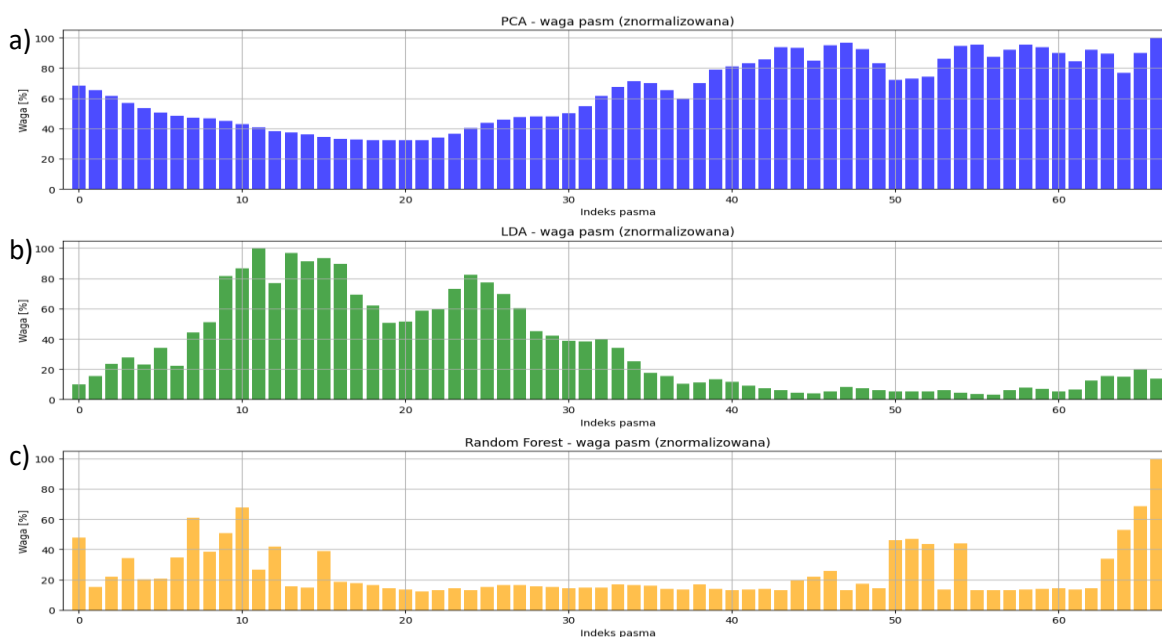
Zagadnienie zostało zatem sprawdzone z wykorzystaniem kamery hiperspektralnej, której obrazy stanowiły dane wsadowe do weryfikowanej metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego. Ponieważ rozważana była również implementacja samej kamery hiperspektralnej w zakładzie klienta, zdecydowano się skorzystać z kamery z wysoką częstotliwością rejestracji obrazów – Ximea XiSpec z liniowymi filtrami Fabry-Perot naniesionymi bezpośrednio na sensor CMOS.

Pierwszym krokiem wdrożeniowym metody syntezy, już po zdefiniowaniu problemu, było dokonanie akwizycji obrazów HSI, na których znajdować się będą zarówno ryż, jak i wtrącenia z tworzyw sztucznych w postaciach, jakie spotykane są w zakładzie klienta. Rysunek 8.18 przedstawia obraz hiperspektralny (kanały RGB) rejestrowanej sceny z różnymi materiałami.



Rys. 8.18. Obraz z kamery hiperspektralnej (kanały RGB) przedstawiający różne analizowane materiały:
a), b) nylon pojawiający się jako wtrącenie, c) ryż

Po oznaczeniu obszarów prawdy podstawowej na obrazie (czyli oznaczeniu pikseli odpowiadających ryżowi oraz nylonowi), przystąpiono do ekstrakcji pasm kluczowych. W celach badawczych zastosowano wszystkie trzy metody selekcji pasm, omówione we wcześniejszych częściach tego rozdziału, czyli metod: PCA, LDA oraz RF. Rysunek 8.19 przedstawia wagi pasm kluczowych w zestawie wszystkich 67 pasm (oznaczonych od 0 do 66), które rejestruje kamera.

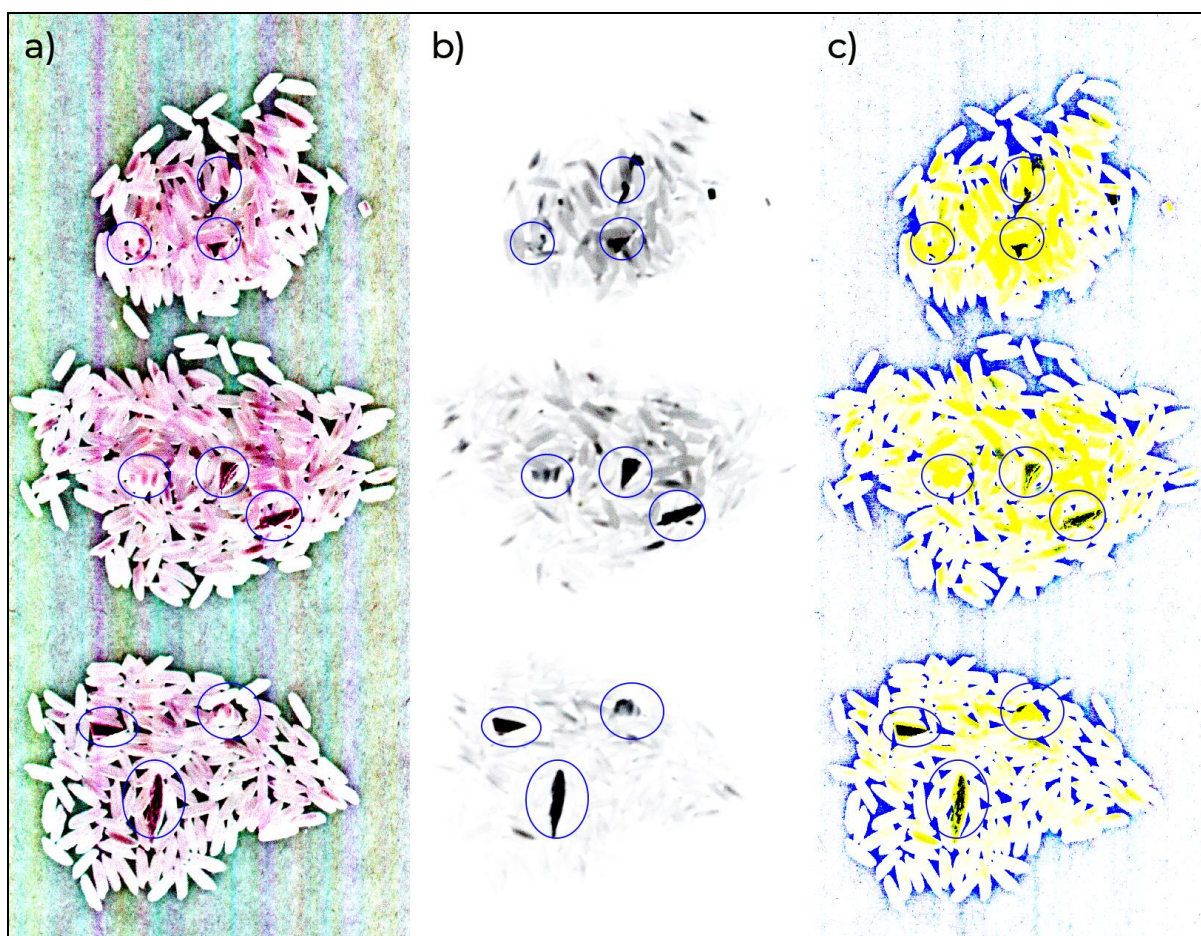


Rys. 8.19. Wykresy wag nadanych poszczególnym kanałom spektralnym przez algorytm: a) PCA, b) LDA, c) RF

Zgodnie z rysunkiem 8.19, decydując się na syntezę w postaci kamery MSI o liczbie pasm równiej 3, najistotniejsze pod kątem rozróżniania klas prawdy podstawowej pasma to:

- dla PCA: kanały 66, 47 i 55, co odpowiada długościom fali: 916 nm, 834 nm i 865 nm,
- dla LDA: kanały 11, 13 i 15, co odpowiada długościom fali: 686 nm, 696 nm i 704 nm,
- dla RF: kanały 66, 65 i 10, co odpowiada długościom fali: 916 nm, 913 nm i 681 nm,

Rysunek 8.20 przedstawia zestawienie obrazów symulowanych, które przekładają wyselekcjonowane składowe na kanały czerwony, zielony i niebieski (kolory odwrócone). Na obrazie możliwa jest identyfikacja wtrąceń, dzięki podkreśleniu ich położenia z zastosowaniem elips. Obraz wyraźnie wykazuje, że najlepszy, czyli dający największe możliwości w identyfikacji wtrąceń obraz, to symulacja kluczowych kanałów określonych przez metodę LDA. Metody PCA i RF umożliwiają częściowe wykrycie, które być może z zastosowaniem zaawansowanej obróbki obrazu, umożliwiłoby detekcję wtrąceń. Zdecydowanie jednak, metoda LDA może wymagać wyłącznie poprawy kontrastu, przed zastosowaniem metod widzenia maszynowego, umożliwiających detekcję wtrąceń.



Rys. 8.19. Zestawienie symulacji obrazu multispektralnego, na którym trzy wyselekcjonowane pasma o najwyższych wagach reprezentują kolory RGB (zakresy odwrócone). Wtrącenia zaznaczone są niebieskimi elipsami. Obrazy wygenerowane na podstawie metod selekcji pasm: a) PCA, b) LDA, c) RF

Co najważniejsze, opisany w tym rozdziale przykład zdecydowanie wykazał, że możliwości kamery hiperspektralnej (przy odpowiedniej selekcji pasm) można przełożyć na zredukowany w stopniu skomplikowania instrument multispektralny, który może mieć wyłącznie trzy, lecz wyselekcjonowane pasma. W niektórych aplikacjach, w których wyselekcjonowane pasma, będą odseparowane spektralnie i znajdować się będą osobno w kanałach z zakresu R,G,B, możliwa będzie synteza układu multispektralnego z wykorzystaniem niezmodyfikowanej kamery RGB. Realizacja takiego układu jest możliwa, jeśli zostanie zastosowany specjalny oświetlacz wąskopasmowy, składający się z diod LED o wybranych, wyselekcjonowanych długościach emitowanej fali światła, korespondujących z tymi, będącymi efektem syntezy.

Możliwości realizacji układu MSI, będącego efektem syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego, jest wiele. W większości przypadków takich realizacji, możliwe jest wdrożenie systemu spektralnej detekcji w koszcie i o poziomie skomplikowania znacznie niższym niż jakakolwiek dostępna rynkowo kamera hiperspektralna.

Badania przedstawione w niniejszym rozdziale jednoznacznie pozwoliły potwierdzić, postawioną w niniejszej rozprawie doktorskiej hipotezę. W szczególności badania wpływu liczby kluczowych kanałów spektralnych pokazały wyraźnie, że stosowane mogą być nawet obrazy posiadające znacznie mniej kanałów spektralnych niż wynosi liczba klas prawdy podstawowej. Dowód w postaci symulacji przeprowadzonych na zróżnicowanym zestawie obrazów HSI nie pozostawia wątpliwości, co do możliwości redukcji pierwotnego obrazu hiperspektralnego do postaci pojedynczych kanałów spektralnych.

Co warto również zauważyć, poszerzanie kanałów spektralnych, do pewnego, określonego badawczo stopnia, sprzyja zwiększaniu skuteczności klasyfikacji obiektów na obrazach. Idzie to w parze ze zwiększeniem wykonalności technologicznej fizycznych kanałów spektralnych dla docelowych układów uproszczonych. Oczywiście, istnieje pewne optimum, które wraz z dalszym rozszerzaniem okna spektralnego, upośledza skuteczność klasyfikacji. Osoba dokonująca syntezy układu uproszczonego, musi pamiętać o takich zjawiskach, podczas projektowania docelowego instrumentu.

Wszystkie wykonane symulacje odpowiadające postawionym problemom badawczym potwierdzają, że zaproponowana synteza układów uproszczonego obrazowania spektralnego, pozwala na istotne uproszczenie realizacji zagadnień związanych z optyczną klasyfikacją obiektów. Systemy multispektralne, szczególnie w postaci kilkukanałowej, mogą być implementowane w aplikacjach klienckich za ułamek kwoty i ze znacznie mniejszym

poziomem skomplikowania w stosunku do instrumentów hiperspektralnych. Taka możliwość zdecydowanie podnosi wagę wyników uzyskanych w przedstawionych w pracy badaniach w kontekście spodziewanego upowszechnienia w kierunku szerokiego zastosowania metod obrazowania spektralnego w technice.

Przedstawiony w rozdziale przykład aplikacji, nie tylko dowodzi słuszności postawionej w niniejszej rozprawie doktorskiej hipotezy, ale również wykazuje wysoką wartość wynikającą z wykorzystania metody syntezy uproszczonych układów obrazowania spektralnego.

9. PODSUMOWANIE

Główne osiągnięcia niniejszej rozprawy obejmują:

- 1) **zidentyfikowanie i zbadanie kluczowych etapów przetwarzania danych w systemach hiperspektralnych**, oraz
- 2) **zaproponowanie nowatorskiego podejścia, umożliwiającego budowę uproszczonych systemów obrazowania spektralnego dedykowanych do określonych aplikacji, przy jednoczesnym zachowaniu ich kluczowych funkcji analitycznych.**

Praca ta stanowi odpowiedź na istotne wyzwania stojące przed technologią HSI, która jak wykazano w kolejnych rozdziałach, mimo ogromnego potencjału nadal, ze względu na złożoność, ograniczenia sprzętowe i wysokie koszty, pozostaje niedostępna w wielu zastosowaniach. Zaproponowany w rozprawie uproszczony łańcuch przetwarzania danych udowadnia postawioną w rozprawie hipotezę, że możliwe jest stworzenie uproszczonych, dedykowanych systemów MSI, które dzięki starannej selekcji pasm i zastosowaniu nowoczesnych algorytmów analitycznych, mogą osiągać skuteczność porównywalną z klasycznymi systemami pełnospektralnymi.

Szczegółową analizę teoretyczną dotyczącą technik akwizycji, przetwarzania i analizy danych spektralnych, z uwzględnieniem ograniczeń technicznych, ekonomicznych i użytkowych współczesnych rozwiązań przedstawiono w rozdz. 2–5. Studium literaturowe obejmuje przegląd stosowanych obecnie jak i w przeszłości technik akwizycji, przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych. Dzięki analizie przedstawionej w rozdz. 2 możliwe było wskazanie ograniczeń różnych technik, jak i prześledzenie historii rozwoju obrazowania spektralnego. Studium literaturowe pozwoliło również na rozpoznanie aplikacji wykorzystujących obrazowanie HSI oraz MSI, co określiło granice badawcze dla dalszych etapów pracy. W szczególności, dzięki rozpoznaniu aplikacji wykorzystujących takie rozmaite platformy obrazujące, jak satelity, drony, samoloty oraz skanery laboratoryjne i przemysłowe, możliwa była synteza metodologii doboru odpowiedniego instrumentu obrazowania spektralnego.

Metodologia ta omówiona została w rozdz. 3. Określa ona jakie cechy posiadają poszczególne rodzaje akwizycji spektralnej oraz w jaki sposób dobrać odpowiedni rodzaj kamery HSI, w zależności od stawianych w aplikacji celów i możliwych do zastosowania platform obrazujących (rys. 3.12).

W rozdz. 4 prześledzono aplikacje przemysłowe, kosmiczne, górnicze i rolnicze. Zidentyfikowano obecnie występujące bariery technologiczne i ekonomiczne ograniczające szerokie zastosowanie systemów HSI oraz przedstawiono potencjalne ścieżki ich przewyższania, w szczególności przez redukcję ich złożoności i kosztu. W rozdziale tym przedstawiono również wyniki własnych doświadczeń Autora, związanych z realizacją systemów obrazowania hiperspektralnego, zrealizowanych w firmie Scanway S.A., dla potrzeb wybranych aplikacji.

Rozdział 5 opisuje kluczowe techniki przetwarzania i analizy danych hiperspektralnych. Dogłębne studium (tab. 5.2) pozwoliło na określenie składników obliczeniowych w aplikacjach HSI, dzięki czemu stworzono ramy do oceny i projektowania systemów analizy obrazów spektralnych, które w kolejnych rozdziałach stanowią kluczowe elementy prac badawczych i syntezy metodologii potwierdzającej postawioną hipotezę. W szczególności, stwierdzono, że poprawne przetwarzanie danych w systemie spektralnym zależy nie tylko od jakości obrazu, ale także od skuteczności przetwarzania i analizy danych. Podkreślono znaczenie technik redukcji wymiarowości, takich jak PCA czy LDA, które pozwalają uprościć dane bez utraty istotnych informacji diagnostycznych.

W rozdz. 6 przedstawiono opis eksperymentów i wyniki badań elementów filtrujących, stosowanych w akwizycji HSI. Zbudowano stanowiska badawcze i wykonano pomiary laboratoryjne takich różnych elementów optycznych stosowanych w kamerach hiperspektralnych, jak pryzmaty, siatki dyfrakcyjne, filtry Fabry-Perot oraz liniowe filtry gradientowe. Badania te pozwoliły na wyznaczenie charakterystyk przestrzenno-spektralnych tych kluczowych dla obrazowania spektralnego elementów. Opisane prace umożliwiły porównanie możliwości badanych elementów w odniesieniu do optymalnego zastosowania różnych technik filtracji pasm optycznych w aplikacjach HSI, a szczególności umożliwiły wskazanie najlepszych konfiguracji ze względu na ich użycie w uproszczonych systemach spektralnych.

Istotnym elementem całej pracy doktorskiej jest rozdział 7, w którym opisano badania metod przetwarzania i analizy danych HSI. Wyniki opisanych w nim prac badawczych, wskazują jednoznacznie na przewagę skuteczności zaawansowanych nadzorowanych metod klasyfikacyjnych, opartych na drzewach decyzyjnych, nad metodami nienadzorowanymi. Określone zostały także najbardziej wydajne czasowo algorytmy spośród wszystkich sprawdzanych. Dzięki wykorzystaniu zbioru danych testowych, składającego się ze zobrażeń hiperspektralnych zarówno z różnych instrumentów, jak i różnych aplikacji

(tabela 7.1), możliwe było przeprowadzenie kilkuset eksperymentów obliczeniowych (tabela 7.5) i wyznaczenie parametrów statystycznych wyników (tabele 7.5 – 7.13, rys. 7.6 – 7.24). Otrzymane wyniki udowodniły, że nawet silnie zredukowane dane mogą być równie wartościowe jak dane pełne.

Kluczowe dla weryfikacji hipotezy są prace badawcze, których realizacja opisana jest w rozdziale 8. Przeprowadzone badania pozwoliły na określenie metodologii syntezy układów multispektralnych, które odznaczają się znacznym uproszczeniem względem systemów hiperspektralnych. Sprawdzono w jaki sposób liczba pasm spektralnych oraz zwiększanie szerokości okna spektralnego wpływa na skuteczność operacji klasyfikacyjnych. Wykazano, że w przypadku testowej grupy obrazowań hiperspektralnych, liczba kanałów spektralnych wymaganych do skutecznego rozpoznawania klas obiektów, jest znacznie mniejsza niż rozmiar grupy wszystkich kanałów spektralnych instrumentu HSI. Pozwoliło to wyciągnąć wnioski co do słuszności tezy postawionej we wstępie do niniejszej pracy doktorskiej.

Rezultaty osiągnięte w tym rozdziale są bardzo istotne i mogą przyczynić się do zwiększenia powszechności zastosowania systemów obrazowania spektralnego w wielu dziedzinach życia i gospodarki. W szczególności wykazanie, że niewielka liczba kanałów spektralnych, których rozmiar (szerokość okna) może być większy niż w kamerze HSI, sugeruje możliwość syntezy uproszczonych, dedykowanych dla poszczególnych aplikacji układów MSI. Ponieważ, jak wskazano w pracy, układy HSI cechują się wysokim kosztem, poziomem skomplikowania i ograniczeniami radiometrycznymi, proste układy multispektralne o szerokich oknach spektralnych mogą stanowić optymalne rozwiązanie dla wielu aplikacji.

Przykładem wysokiej wartości takiej syntezy mogą być skanery multispektralne, dedykowane do klasyfikacji grup materiałowych, które mogłyby być zastosowane w kontenerach na odpady. Rozwiązanie w postaci zoptymalizowanej kamery MSI stanowi możliwe do zrealizowania pod kątem ekonomicznym rozwiązanie, w odróżnieniu od kamer HSI, które mogłyby nigdy nie przynieść zwrotu z takiej inwestycji.

Potwierdzenie hipotezy jest istotnym krokiem dla upowszechnienia zastosowania systemów obrazowania spektralnego, jednak nie jedynym, aby taki rozwój mógł nastąpić. Istotne z punktu widzenia implementacji są również sugerowane dalsze badania i prace rozwojowe nad systemami produkcji filtrów pasmowo-przepustowych, o możliwie prostej i skalowalnej produkcji. Istotne jest to z tego względu, że po przeprowadzeniu syntezy uproszczonego układu obrazowania spektralnego, czyli wskazaniu zestawu kluczowych pasm dla realizacji aplikacji klasyfikacyjnej, musi nastąpić realizacja optyczna, czyli wyprodukowanie

rzeczywistych filtrów optycznych. Oczywiście ich kształt oraz forma zależą w dużej mierze od finalnej aplikacji i platformy obserwacyjnej, jednak w każdym przypadku istotne jest, aby ich produkcja odznaczała się wysoką wydajnością wytwarzania oraz względnie niską ceną pojedynczego egzemplarza. Dlatego też istotne jest, z punktu widzenia motywacji przedstawionej na początku niniejszej pracy doktorskiej, kontynuowanie rozwoju systemów produkcji filtrów spektralnych. Prace takie rozwijane są między innymi w Zespole Technologii Cienkowarstwowych na Wydziale Elektroniki, Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej, w którym powstała niniejsza rozprawa.

Wskazane jest również kontynuowanie prac nad implementacją rozmaitych, nowoczesnych technik przetwarzania i analizy obrazów hiperspektralnych. W ubiegłych kilku latach, szczególnie w dobie rozwoju przetwarzania brzegowego, czyli wykonywanego w urządzeniach blisko kamer hiperspektralnych (i innych), ważne jest coraz dokładniejsze zrozumienie działania wydajnych algorytmów przetwarzania i analizy danych. Również rozwój technik sztucznej inteligencji sprzyja rozwojowi systemów hiperspektralnych, ponieważ bardziej niż kiedykolwiek, systemy obliczeniowe są obecnie przygotowane do szybkiego przetwarzania dużych ilości danych.

Jak można zauważyć, sukces potwierdzenia przedstawionej w niniejszej pracy doktorskiej hipotezy badawczej, niesie ze sobą zarówno szanse dla rozwoju technik i aplikacji obrazowania spektralnego, jak również przedstawia kolejne wyzwania leżące u progu dalszego rozwoju w tej dziedzinie. Niewątpliwie jednak, zarówno aplikacje przemysłowe, górnicze, rolnicze, a także kosmiczne, zyskały nową, wartościową technikę, która może znacznie uprościć zastosowanie kamer multi- i hiperspektralnych.

SPIS LITERATURY:

- [1] Michalski, D., Strąk, K., & Piasecka, M. (2017). Comparison of two surface temperature measurement using thermocouples and infrared camera. EPJ Web of Conferences, 143, 02075. <https://doi.org/10.1051/epjconf/201714302075>
- [2] R. van den Boomgaard „Image Definition”, *staff.fnwi.uva.nl*, publikacja: 2016–2017 (wykład), adres: staff.fnwi.uva.nl/r.vandenboomgaard/IPCV20162017/LectureNotes/IP/Images/ImageDefinition.html, dostęp: 14 lipca 2025
- [3] Manolakis, D., Lockwood, R., & Cooley, T. (2016). *Hyperspectral Imaging Remote Sensing: Physics, Sensors and Algorithms*. Cambridge University Press. ISBN 978-1-107-08366-0
- [4] Britannica, Inc. „Evolution of eyes”, *Britannica* (britannica.com), opublikowano: 25 maja 2019 (aktualizacja), adres: britannica.com/science/photoreception/Evolution-of-eyes, dostęp: 14 lipca 2025
- [5] Ryan „Atmospheric Window in Remote Sensing”, *GISGeography* (gisgeography.com), opublikowano: 12 czerwca 2017, adres: gisgeography.com/atmospheric-window, dostęp: 14 lipca 2025
- [6] Instytut Optyki Politechniki Łódzkiej (redaktorzy: I. Owczarek i zespół) „Związek między wielkościami energetycznymi i wielkościami świetlnymi”, *cmf.p.lodz.pl*, adres: cmf.p.lodz.pl/iowczarek/materialy/fotometria/zwizek_midzy_wielkociami_energetycznymi_i_wielkociami_wietlnymi.html, dostęp: 14 lipca 2025
- [7] Britannica, Inc. „Camera”, *Britannica* (britannica.com), opublikowano: 2 marca 2020, adres: britannica.com/technology/camera, dostęp: 14 lipca 2025
- [8] Stampaanaloga „I vantaggi di scattare in pellicola” („Zalety filmowania na filmie”), *Stampaanaloga.it*, aktualizacja: 5 czerwca 2025, adres: stampaanaloga.it/blog/i-vantaggi-di-scattare-in-pellicola, dostęp: 14 lipca 2025
- [9] Janesick, J. R. (2001). *Scientific Charge-Coupled Devices*. SPIE Press. ISBN 0-8194-3698-4
- [10] DIY Photography „World’s First Digital Camera Introduced – Who Invented It?”, *DIYPhotography.net*, opublikowano: 17 listopada 2020, adres: diyphotography.net/worlds-first-digital-camera-introduced-man-invented, dostęp: 14 lipca 2025
- [11] Sasson, S. J. (1977). A hand-held electronic still camera and its playback system. Technical Report, Kodak Company, H-001478-WU, 12 stycznia 1977
- [12] Cytiva Life Sciences China „CCD Imaging for Western Blotting”, *cytivalifesciences.com.cn*, adres: cytivalifesciences.com.cn/zh/cn/solutions/protein-research/knowledge-center/ccd-imaging-for-western-blotting, dostęp: 14 lipca 2025
- [13] Wikipedia „CMOS”, Wikipedia, data ostatniej edycji: 10 czerwca 2025, adres: en.wikipedia.org/wiki/CMOS, dostęp: 14 lipca 2025
- [14] Alex McNeil „How Three-Strip Technicolor Worked”, *HomeTheaterHiFi.com*, opublikowano: 22 sierpnia 2019, adres: hometheaterhifi.com/editorial/how-three-strip-technicolor-worked, dostęp: 14 lipca 2025
- [15] Wikipedia „Bayer filter”, Wikipedia, data ostatniej edycji: 5 lipca 2025, adres: en.wikipedia.org/wiki/Bayer_filter, dostęp: 14 lipca 2025
- [16] Zhang, L., Jia, X., Chang, Q., Liu, X., Zhang, Z., Cao, Y., Liu, J., & Yang, Y. (2024). The development of machine vision and its applications in different industries: A review. *Mechanical Engineering Advances*, 2, Article 1746. <https://doi.org/10.59400/mea1746>

- [17] Qualitas Technologies „Parts of a Machine Vision System”, qualitastech.com, opublikowano: 3 marca 2022, adres: qualitastech.com/image-acquisition/parts-of-a-machine-vision-system, dostęp: 14 lipca 2025
- [18] Bradski, G., & Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media. ISBN 978-0-596-51613-0
- [19] Materiały firmy Scanway S.A., dostęp: 14 lipca 2025
- [20] Controls Drives & Automation „Deep Learning Industrial Smart Camera”, controlsdrivesautomation.com, opublikowano: 11 maja 2023, adres: controlsdrivesautomation.com/deep-learning-industrial-smart-camera, dostęp: 14 lipca 2025
- [21] Michael Weber (fotograf), „Brig Gen George Goddard”, DVIDS Hub (dvidshub.net), opublikowano 13 sierpnia 2024, adres: dvidshub.net/image/8587132/brig-gen-george-goddard, dostęp: 14 lipca 2025
- [22] Welles, G. (1962). *Some Optical Contrast Seeker System Considerations*. U.S. Army Missile Command Technical Report RE-TR-62-10, 31 December 1962
- [23] NASA NSSDC „Luna 3 Mission Page”, nssdc.gsfc.nasa.gov, publikacja: ok. 1966, adres: nssdc.gsfc.nasa.gov/imgcat/html/mission_page/EM_Luna_3_page1.html, dostęp: 14 lipca 2025
- [24] Wikipedia „Ground sample distance”, Wikipedia, data ostatniej edycji: 20 czerwca 2025, adres: en.wikipedia.org/wiki/Ground_sample_distance, dostęp: 14 lipca 2025
- [25] ITC University of Twente „All Sensors”, webapps.itc.utwente.nl, adres: webapps.itc.utwente.nl/sensor/default.aspx?view=allensors, dostęp: 14 lipca 2025
- [26] GISGeography „Hyperspectral Imaging: A New Era”, gisgeography.com, opublikowano: 15 lutego 2021, adres: gisgeography.com/hyperspectral-imaging, dostęp: 14 lipca 2025
- [27] EasyFlow Tech „Computer Vision in Agriculture”, easyflow.tech, opublikowano: 8 września 2022, adres: easyflow.tech/computer-vision-in-agriculture, dostęp: 14 lipca 2025
- [28] Europejska Agencja Kosmiczna (ESA), 2023. *Obrazowanie hiperspektralne*. eoPortal. <https://www.eoportal.org/other-space-activities/hyperspectral-imaging>, dostęp: 2 września 2025
- [29] NASA MODIS „MODIS Specifications”, modis.gsfc.nasa.gov, adres: modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php, dostęp: 14 lipca 2025
- [30] Hagen, N. A., & Kudenov, M. W. (2013). Review of snapshot spectral imaging technologies. *Optical Engineering*, 52(9), 090901. <https://doi.org/10.1117/1.OE.52.9.090901>
- [31] USGS „Landsat-1 Mission”, usgs.gov, opublikowano: 23 lipca 2019, adres: usgs.gov/landsat-missions/landsat-1, dostęp: 14 lipca 2025
- [32] Landgrebe, D. A. (2005). Multispectral land sensing: Where from, where to? *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(3), 414–421. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.837317>
- [33] Goetz, A. F. H., & Srivastava, V. (1985). Mineralogical mapping in the Cuprite mining district, Nevada. In *Proceedings of the Airborne Imaging Spectrometer Data Analysis Workshop*. Pasadena, CA: JPL Publication 85-41, Jet Propulsion Laboratory, str. 22-31
- [34] Cosentino, A. (2015). Multispectral imaging system using 12 interference filters for mapping pigments. *Conservation Science in Cultural Heritage*, 15(1), 63–79. <https://doi.org/10.6092/issn.1973-9494/5704>
- [35] Wikimedia Commons „File:AcquisitionTechniques.jpg”, commons.wikimedia.org, opublikowano: 10 października 2017, adres: commons.wikimedia.org/wiki/File:AcquisitionTechniques.jpg, dostęp: 14 lipca 2025

- [36] Lin, L. L., Bi, X., Gu, Y., Wang, F., & Ye, J. (2021). Surface-enhanced Raman scattering nanotags for bioimaging. *Journal of Applied Physics*, 129, 191101. <https://doi.org/10.1063/5.0047578>
- [37] Dellinger, J. (2013). *Hyperspectral Near-field Imaging: Development and Applications to Nanophotonics Devices* (Doctoral dissertation), <https://doi.org/10.1063/1.4756902>
- [38] Sousa, J. J., Toscano, P., Matese, A., Di Gennaro, S. F., Berton, A., Gatti, M., Poni, S., Pádua, L., Hruška, J., & Morais, R. (2022). UAV-based hyperspectral monitoring using push-broom and snapshot sensors: A multisite assessment for precision viticulture applications. *Sensors*, 22(17), 6574. <https://doi.org/10.3390/s22176574>
- [39] Sarah Lipscomb „27.4 Multiple-Slit Diffraction”, Lumen Learning (SUNY Physics), opublikowano: 2015, adres: courses.lumenlearning.com/suny-physics/chapter/27-4-multiple-slit-diffraction/, dostęp: 14 lipca 2025
- [40] Polytec GmbH „Process Analytics Technology”, polytec.com, adres: polytec.com/eu/process-analytics/technology, dostęp: 14 lipca 2025
- [41] PhysicsMax „The Diffraction Grating”, physicsmax.com, opublikowano: 12 czerwca 2020, adres: physicsmax.com/the-diffraction-grating-7206/, dostęp: 14 lipca 2025
- [42] Kong, Seong & Correia, J.H. & Graaf, G. & Bartek, M. & Wolffenbuttel, R.F.. (1999). CMOS compatible optical sensors with thin film interference filters: fabrication and characterization. https://www.researchgate.net/publication/2423769_CMOS_compatible_optical_sensors_with_thin_film_interference_filters_fabrication_and_characterization
- [43] Smith, et al. „Integrated silicon microspectrometers”, ResearchGate, publikacja: kwiecień 1995, adres: researchgate.net/publication/3420719_Integrated_silicon_microspectrometers, dostęp: 14 lipca 2025
- [44] „Chip Stepped Fabry-Pérot Filters.” *Optical Filters: Design and Applications*, ebrary.net, https://ebrary.net/205103/engineering/chip_stepped_fabry_p_rot_filters. Dostęp 18 stycznia 2025
- [45] Serruys, P., et al. (2014). Linear variable filters — A camera system requirement analysis for hyperspectral imaging sensors onboard small Remotely Piloted Aircraft Systems. In 2014 6th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 1–4
- [46] SPIE Professional Magazine „Hyperspectral Vision”, spie.org, opublikowano: lipiec 2013, adres: spie.org/news/spie-professional-magazine-archive/2013-july/hyperspectral-vision?SSO=1, dostęp: 14 lipca 2025
- [47] Edmund Optics „Understanding Camera Sensors for Machine Vision Applications”, edmundoptics.com, opublikowano: 23 września 2021, adres: edmundoptics.com/knowledge-center/application-notes/imaging/understanding-camera-sensors-for-machine-vision-applications, dostęp: 14 lipca 2025
- [48] Zhu, Y., Lei, X., Wang, K., & Yu, Z. (2019). Compact CMOS spectral sensor for the visible spectrum. *Photonics Research*. <https://doi.org/10.1364/PRJ.7.000961>
- [49] Lemstrom, G. (1995). Color line-scan technology in industrial applications. *Proceedings of SPIE*, 2588. <https://doi.org/10.1117/12.222671>
- [50] MichaelHeiser „How are photodiodes fundamentally calibrated?”, Physics Stack Exchange, opublikowano: 15 marca 2023, adres: physics.stackexchange.com/questions/783551/how-are-photodiodes-fundamentally-calibrated, dostęp: 14 lipca 2025
- [51] ams OSRAM „CMOS Image Sensors – ams CMV12000”, ams-osram.com, adres: ams-osram.com/products/sensor-solutions/cmos-image-sensors/ams-cmv12000, dostęp: 14 lipca 2025
- [52] GoPhotonics / Teledyne Imaging „IC-51-12K2F-00-R CMOS Sensor”, gophotonics.com, adres: gophotonics.com/products/cmos-image-sensors/teledyne-imaging/21-1528-ic-51-12k2f-00-r, dostęp: 14 lipca 2025

- [53] FLIR Systems „ISC1202 Camera”, flir.com, adres: flir.com/products/isc1202, dostęp: 14 lipca 2025
- [54] Na podstawie broszur i kart katalogowych pozyskanych w ramach pracy w Scanway S.A.
- [55] Rogalski, A., & Bielecki, Z. (2022). Detection of Optical Signals. CRC Press, Boca Raton, ISBN 978-1-032-05948-8, str. 458-466
- [56] Automatica e Instrumentación „Cámaras hiperespectrales: allá nuestros ojos” („Kamery hiperspektralne: poza naszym wzrokiem”), automaticaeinstrumentacion.com, opublikowano: 10 lutego 2024, adres: automaticaeinstrumentacion.com/texto-diario/mostrar/4659122/camaras-hiperespectrales-alla-nuestros-ojos, dostęp: 14 lipca 2025
- [57] Mitchell, P. A. (1995). Hyperspectral digital imagery collection experiment (HYDICE). In Geographic Information Systems, Photogrammetry, and Geological/Geophysical Remote Sensing. Proc. SPIE 2587. <https://doi.org/10.1117/12.226807>
- [58] Kowalewski, J., Domaradzki, J., Zięba, M., & Podgórski, M. (2023). Hyperspectral imaging - a short review of methods and applications. Metrology and Measurement Systems, 30(4), <https://doi.org/10.24425/mms.2023.147951>, str. 648
- [59] Wooster, M. J., et al. (2013). Thermal Remote Sensing of Active Vegetation Fires and Biomass Burning Events. In Kuenzer, C., & Dech, S. (Eds.), Thermal Infrared Remote Sensing. Remote Sensing and Digital Image Processing, vol 17. Springer. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_18
- [60] TerraEye “Case Study, Infiltration Leakage Monitoring”, terraeye.co, adres: https://sharedservicesstaccount.blob.core.windows.net/public-container/TE-landing-page/PROD/case_studies/Infiltration%20Leakage%20Monitoring%20-%20Case%20Study.pdf, dostęp: 14 lipca 2025
- [61] GeoAwesome „Understanding Aerial Data: Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)”, geoawesome.com, opublikowano: 4 stycznia 2021, adres: geoawesome.com/eo-hub/understanding-aerial-data-normalized-difference-vegetation-index-ndvi, dostęp: 14 lipca 2025
- [62] Qin, Q., Wu, Z., & Zhang, T. (2021). Optical and Thermal Remote Sensing for Monitoring Agricultural Drought. Remote Sensing, 13, 5092. <https://doi.org/10.3390/rs13245092>
- [63] Duan, L., & Xu, L. D. (2021). Data Analytics in Industry 4.0: A Survey. Information Systems Frontiers. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10190-0>
- [64] EUSPA (). GNSS and EO market report, str. 13. <https://doi.org/www.euspa.europa.eu/eu-space-programme/eu-space-market-and-users/gnss-and-eo-market-report>
- [65] Wang, Y. (2023). Artificial-Intelligence integrated circuits: Comparison of GPU, FPGA and ASIC. Applied and Computational Engineering, 4, 99-104. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/4/20230358>
- [66] Hilal, A. M., Al-Wesabi, F. N., Althobaiti, M. M., Al Duhayyim, M., Hamza, M. A., Kadry, S., & Rizwanullah, M. (2022). An Intelligent deep learning based hyperspectral signal classification scheme for complex measurement systems. Measurement, 188, 110540.
- [67] Ismail, M., & Orlandi, M. (2020). Segment-Based Clustering of Hyperspectral Images Using Tree-Based Data Partitioning Structures. Algorithms, 13(12), 330. <https://doi.org/10.3390/a13120330>
- [68] Singh, Simrandeep; Bansal, Shreya; El Saddik, Abdulmotaleb; Saini, Mukesh, 2025. From ChatGPT to DeepSeek AI: A Comprehensive Analysis of Evolution, Deviation, and Future Implications in AI-Language Models. arXiv preprint. <https://arxiv.org/abs/2504.03219> dostęp: 2 września 2025

- [69] Martínez-Plumed, F., Gómez, E., & Hernández-Orallo, J. (2021). Futures of artificial intelligence through technology readiness levels. *Telematics and Informatics*, 58, 101525. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101525>
- [70] Bradski, G., & Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, str. 109–144
- [71] Espadoto, M., Martins, R., Kerren, A., Hirata, N., & Telea, A. (2019). Toward a Quantitative Survey of Dimension Reduction Techniques. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 27, 2153–2173. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2944182>
- [72] Meer, F. (2006). The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8, 3–17. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2005.06.001>.
- [73] Lei, J., Xie, W., Yang, J., Li, Y., & Chang, C. (2019). Spectral–spatial feature extraction for hyperspectral anomaly detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57, 8131–8143. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2918387>
- [74] Ren, Z., Sun, L., & Zhai, Q. (2020). Improved k-means and spectral matching for hyperspectral mineral mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 91, Article 102154. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102154>
- [75] Zhou, Y., Rangarajan, A., & Gader, P. (2017). A Gaussian mixture model representation of endmember variability in hyperspectral unmixing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27, 2242–2256. <https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2795744>
- [76] Tan, K., Wang, H., Chen, L., Du, Q., Du, P., & Pan, C. (2020). Estimation of the spatial distribution of heavy metal in agricultural soils using airborne hyperspectral imaging and random forest. *Journal of Hazardous Materials*, 382, Article 120987. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2019.120987>
- [77] Li, S., Song, W., Fang, L., Chen, Y., Ghamisi, P., & Benediktsson, J. (2019). Deep learning for hyperspectral image classification: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57, 6690–6709. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2907932>
- [78] XIE, Yiqun; WANG, Zhihao; CHEN, Weiye; LI, Zhili; JIA, Xiaowei; LI, Yanhua; WANG, Ruichen; CHAI, Kangyang; LI, Ruohan; SKAKUN, Sergii, 2024. When are Foundation Models Effective? Understanding the Suitability for Pixel-Level Classification Using Multispectral Imagery. *arXiv*, <https://arxiv.org/abs/2404.11797>, dostęp: 2 września 2025
- [79] Arad, B., & Ben-Shahar, O. (2017). Filter selection for hyperspectral estimation. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 3172–3180. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2016.342>
- [80] Brauers, J., Schulte, N., & Aach, T. (2008). Multispectral filter-wheel cameras: Geometric distortion model and compensation algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17, 2368–2380. <https://doi.org/10.1109/TIP.2008.2006605>
- [81] Saita, Y., Shimoyama, D., Takahashi, R., & Nomura, T. (2022). Single-shot compressive hyperspectral imaging with dispersed and undispersed light using a generally available grating. *Applied Optics*, 61(5), 1106–1111. <https://doi.org/10.1364/AO.441568>
- [82] Sabushimike, B., Horugavye, G., & Habraken, S. (2018). Optimization of a multiblaze grating in reflection using a free-form profile. *Applied Optics*, 57(18), 5048–5056. <https://doi.org/10.1364/AO.56.005048>
- [83] A. Srisailam, V. Dharmiah, On Super-Resolution By Minimization Of Full-Width At Half-Maximum With A Linear Apodisation Filters, *International Journal of Mathematical Archive*, 3, 2012
- [84] Thorlabs „Object Group 884 – Hyperspectral Components”, [thorlabs.com](https://thorlabs.com/newgrouppage9.cfm?objectgroup_id=884), adres: thorlabs.com/newgrouppage9.cfm?objectgroup_id=884, dostęp: 14 lipca 2025

- [85] Materiały firmy OceanOptics, Ocean FX Miniature Spectrometer User Manual
- [86] Wróblewski, A. K. (2006). Historia fizyki. Od czasów najdawniejszych do współczesności (s. 179). Wydawnictwo Naukowe PWN. ISBN 83-01-14635-4, str. 179
- [87] Yu-Mei, W. (2013). Study on the factors of the angular dispersion power for the triple prism. Journal of Shaanxi University of Technology (Natural Science Edition), 29(1), str. 34-37
- [88] Fork, R., Martínez, O., & Gordon, J. (1984). Negative dispersion using pairs of prisms. Optics Letters, 9(5), 150–152. <https://doi.org/10.1364/OL.9.000150>
- [89] LibreTexts „1.06: Refraction by a Prism”, LibreTexts Physics (Geometric Optics), data publikacji: 2017, adres: [phys.libretexts.org/Bookshelves/Optics/Geometric_Optics_\(Tatum\)/01%3A_Reflection_and_Refraction/1.06%3A_Refraction_by_a_Prism](https://phys.libretexts.org/Bookshelves/Optics/Geometric_Optics_(Tatum)/01%3A_Reflection_and_Refraction/1.06%3A_Refraction_by_a_Prism), dostęp: 14 lipca 2025
- [90] Greivenkamp, J. E. (2009). Field Guide to Geometrical Optics. SPIE Press. <https://doi.org/10.1117/3.547461>
- [91] PWN „Huygensa zasada”, [encyklopedia.pwn.pl](https://encyklopedia.pwn.pl/haslo/Huygensa-zasada;3913425.html), adres: encyklopedia.pwn.pl/haslo/Huygensa-zasada;3913425.html, dostęp: 14 lipca 2025
- [92] OpenStax, 2025. Diffraction gratings. University Physics III – Optics and Modern Physics. Rozdział: Diffraction Gratings, https://phys.libretexts.org/Bookshelves/University_Physics/University_Physics_%28OpenStax%29/University_Physics_III_-_Optics_and_Modern_Physics_%28OpenStax%29/04%3A_Diffraction, dostęp: 2 września 2025
- [93] O'Brien, N., Hulse, C., Friedrich, D., Milligen, F., Gunten, M., Pfeifer, F., & Siesler, H. (2012). Miniature near-infrared (NIR) spectrometer engine for handheld applications. Proceedings of SPIE, 8374, 837403. <https://doi.org/10.1117/12.917983>
- [94] IMEC „On-Chip Stepped Fabry–Pérot Filters.” ebrary.net, publikacja n.d. Adres: ebrary.net/205103/engineering/chip_stepped_fabry_p_rot_filters. Data dostępu: 14 lipca 2025
- [95] Edmund Optics „N-SF11 Right Angle Prisms”, [edmundoptics.eu](https://edmundoptics.eu/f/n-sf11-right-angle-prisms/12466/), adres: edmundoptics.eu/f/n-sf11-right-angle-prisms/12466/, dostęp: 14 lipca 2025
- [96] Edmund Optics „Transmission Gratings”, [edmundoptics.eu](https://edmundoptics.eu/f/transmission-gratings/13496/), adres: edmundoptics.eu/f/transmission-gratings/13496/, dostęp: 14 lipca 2025
- [97] Aydin, A. (2023). A comparative perspective on technologies of big data value chain. IEEE Access, 11, 112133–112146. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3323160>
- [98] Lücke, J., & Forster, D. (2017). k-means as a variational EM approximation of Gaussian mixture models. Pattern Recognition Letters, 125, 349–356. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2019.04.001>
- [99] Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45, <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>, str. 5-32
- [100] Martínez, A., & Kak, A. (2001). PCA versus LDA. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23, 228–233. <https://doi.org/10.1109/34.908974>
- [101] EHU/Wintco „Hyperspectral Remote Sensing Scenes – Pavia Centre and University”, [ehu.eus](https://ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes#Pavia_Centre_and_University), adres: ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes#Pavia_Centre_and_University, dostęp: 14 lipca 2025
- [102] Zestawy danych opracowane w ramach doktoratu

- [103] Johnson, H., & Green, R. (1995). AVIRIS User's Guide. *Advances in Engineering Software*, 1, str. 105–108
- [104] Kunkel, B., Blechinger, F., Viehmann, D., Piepen, H., & Doerffer, R. (1991). ROSIS imaging spectrometer and its potential for ocean parameter measurements (airborne and space-borne). *International Journal of Remote Sensing*, 12, <https://doi.org/10.1080/01431169108929691>, str. 753-761
- [105] Wikipedia Polska „Indeks Jaccarda”, pl.wikipedia.org, data ostatniej edycji: 8 lipca 2025, adres: pl.wikipedia.org/wiki/Indeks_Jaccarda, dostęp: 14 lipca 2025
- [106] Jimenez, L. O., & Landgrebe, D. A. (1998). Supervised classification in high-dimensional space: Geometrical, statistical, and asymptotical foundations of subspace classifiers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 28, str. 39–54
- [107] Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition* (2nd ed.). Academic Press, 1990

Publikacje:

1. A. Wojciechowicz, Ł. Buczkowski, **J. K. Kowalewski**, M. Zięba, M. F. Podgórski, Application of the method of laser spectroscopy in the classification of mining materials, Rozdział w monografii: Innovation in the copper industry / eds. Miłosz Czopek, Paweł Greń, Anna Wojciechowicz. Poznań : Wydawnictwo Naukowe FNCE, 2022. s. 14-35
2. M. F. Podgórski, A. Gorgolewski, A. Przybylska, L. Kogut, P. Żukowski, H. Hodowaniec, D. Hura, A. Jałowiecki, **J. K. Kowalewski**, M. Zięba, K. Pleban, EagleEye VLEO mission – Imaging Payload with 1 m GSD, 73rd International Astronautical Congress (IAC), 18-22 September, Paris, France, International Astronautical Federation, 2022, s. 1-9, <http://iafastro.directory/iac/paper/id/71069/summary>
3. **J. Kowalewski**, J. Domaradzki, M. Zięba, M. Podgórski, Hyperspectral imaging – a short review of methods and applications; Metrology And Measurement Systems; 2023, vol. 30, No 4. DOI: 10.24425/mms.2023.147951 ; eISSN 2300-1941

Artykuły konferencyjne:

1. 72. Międzynarodowy Kongres Astronautyczny, 27.10.2021, Dubai: M. F. Podgórski, A. Gorgolewski L. Kogut, A. Przybylska, M. Zięba, **J. K. Kowalewski**, K. Pleban, H. Hodowaniec, D. Hura, „EagleEye telescope for VLEO”, Numer: IAC-21,B1,3,5,x65880
2. 73. Międzynarodowy Kongres Astronautyczny, 27.10.2021, Paryż:, M. F. Podgórski, A. Gorgolewski, A. Przybylska, L. Kogut, P. Żukowski, H. Hodowaniec, D. Hura, A. Jałowiecki, **J. Kowalewski**, M. Zięba, K. Pleban, „EagleEye VLEO mission – Imaging Payload with 1 m GSD.”, Numer: IAC-22,B1,3,4,x71069
3. 74. Międzynarodowy Kongres Astronautyczny, 2.10.2023, Baku: **J. Kowalewski**, M. Podgórski, M. Zięba, A. Wojciechowicz, „Evaluation of LIBS technology for quality assessment of lunar in-situ sourced water for drinking and electrolysis requirements”; Numer: IAC-23,A3,IP, 14,x80425
4. J. Górski, A. Szczurek, A. Lubniewski, **J. Kowalewski**, P. Sacha, M. Zięba. Stratospheric decomposition of selected CFC compounds as an example of student ballon experiment in the Earth's atmosphere - project FREDE. W: 64th International Astronautical Congress : Beijing, China, 23-27 September 2013 / International Astronautical Federation. [B.m : b.w., 2013]. s. 1-5.

Prezentacje konferencyjne:

1. International Astronautical Congress, 27.10.2021, Dubai: Prezentacja pt. "Eagleeye Telescope for Vleo Applications"
2. Ogólnopolska Konferencja Naukowa Innowacyjności w Przemśle Miedziowym", 18.11.2021, Polkowice: Prezentacja pt. "Spektralna inspekcja kopalni odkrywkowych z wykorzystaniem technik dronowych i satelitarnych"
3. Ogólnopolska Konferencja Naukowa "Innowacyjności w Przemśle Miedziowym", 18.11.2021, Polkowice: Prezentacja pt. "Metoda laserowej spektroskopii w celu klasyfikacji materiałów górniczych"
4. 36. Konferencja Elektroniki, Telekomunikacji i Energetyki Studentów i Młodych Naukowców – SECON 26-27.04.2022: Prezentacja pt. "Nowoczesne metody obserwacji hiperspektralnej dla celów podwójnego zastosowania"
5. Workshop on Thin Film Technology 2023, 10.02.2023, Wrocław, Politechnika Wrocławska W-12: Prezentacja pt. „Rodzaje i zastosowanie filtrów optycznych w akwizycji obrazów hiperspektralnych”
6. 37. Konferencja Elektroniki, Telekomunikacji i Energetyki Studentów i Młodych Naukowców – SECON 13-14.06.2023: Prezentacja pt. "Przegląd metod doboru rozwiązań obrazowania spektralnego dla aplikacji badawczych, lotniczych i satelitarnych"
7. Konferencja „17th International Conference on Optical Sensors and Electronic Sensors COE' 2024” na Politechnice Wrocławskiej w dniach 24-26 czerwca 2024 roku. Prezentacja referatu pt. „A new approach to hyperspectral system design - selected case studies” oraz udział w sesji posterowej z plakatem pt. “Hyperspectral imaging – selected examples of case study analysis”
8. 2nd Workshop on Thin Film Technology w dniu 6.02.2024 r. pt. "Analiza właściwości filtrujących wybranych elementów optycznych w obrazowaniu hiperspektralnym"

Raporty:

1. **J. Kowalewski**, J. Domaradzki, "Akwizycja, przetwarzanie i analiza danych hiperspektralnych", Raporty Wydziału Elektroniki Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej, 2023, Raport SPR nr 017
2. **J. Kowalewski**, Akwizycja, przetwarzanie i analiza danych hiperspektralnych. Raporty Wydziału Elektroniki Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej. 2023, Ser. SPR nr 6, 17 s.
3. **J. Kowalewski**, J. Domaradzki, "Metody akwizycji w hiperspektralnych instrumentach lotniczych i satelitarnych", Raporty Wydziału Elektroniki Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej, 2023, Raport SPR nr 020,

4. **J. Kowalewski**, Detekcja optyczna dla potrzeb obrazowania hiperspektralnego. Raporty Wydziału Elektroniki Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej. 2022, Ser. SPR nr 28, 21 s.
5. **J.K. Kowalewski**, J. Domaradzki: „Przetwarzanie i analiza danych hiperspektralnych”, Raporty Wydziału Elektroniki Fotoniki i Mikrosystemów Politechniki Wrocławskiej, 2024, Raport SPR nr 11
6. E. Chlebus, J. Reiner, W. Cieszyński, J. Kędzia, M. Sidorowicz, M. Mrzygłód, T. P. Baraniecki, D. Tryba, M. Wiercioch, M. J. Stankiewicz, **J. Kowalewski**, T. Wojno, S. Guler, Systemy monitorowania procesów obróbki laserowej. Raporty Inst. Technol. Masz. Autom. PWroc. 2012, Ser. SPR nr 17, 60 s.