

POLITECHNIKA OPOLSKA
WYDZIAŁ ELEKTROTECHNIKI, AUTOMATYKI
I INFORMATYKI

mgr inż. Małgorzata Zygarlicka

**Wybrane metody przetwarzania obrazów
w analizach czasowo-częstotliwościowych
na przykładzie zakłóceń w sieciach
elektroenergetycznych**

ROZPRAWA DOKTORSKA

promotor:

prof. dr hab. inż. Janusz Mroczka

OPOLE 2011

SPIS TREŚCI

Wykaz skrótów.....	3
1. Wprowadzenie.....	4
2. Cyfrowe przetwarzanie obrazów	6
2.1. Wprowadzenie do cyfrowego przetwarzania obrazów	6
2.2. Wprowadzenie do analizy obrazów.....	9
2.3. Struktura obrazów cyfrowych	9
2.3.1. Dyskretyzacja obrazu.....	9
2.3.2. Skutki dyskretyzacji obrazu	15
2.4. Podział i ogólna charakterystyka algorytmów przetwarzania obrazów	17
2.4.1. Przekształcenia geometryczne	18
2.4.1.1. Przesunięcie obrazu	18
2.4.1.2. Odbicie symetryczne obrazu	19
2.4.1.3. Obrót obrazu.....	19
2.4.1.4. Zniekształcenie obrazu.....	20
2.4.2. Przekształcenia punktowe	20
2.4.2.1. Przekształcenia oparte na przekształcaniu pojedynczych punktów.....	20
2.4.2.2. Przekształcenia oparte na arytmetycznym przeliczaniu pojedynczych punktów	23
2.4.2.3. Realizacja przekształceń punktowych z użyciem LUT	25
2.4.2.4. Wyrównywanie histogramu.....	25
2.4.2.5. Punktowe operacje wykonywane na dwu obrazach	27
2.4.2.6. Binaryzacja.....	29
2.4.3. Kontekstowa filtracja obrazu.....	30
2.4.3.1. Filtry liniowe	32
2.4.3.2. Konwolucja	32
2.4.3.3. Konwolucje dyskretne.....	33
2.4.3.4. Filtry dolnoprzepustowe.....	34
2.4.3.5. Filtry górnoprzepustowe - gradienty	35
2.4.4. Przekształcenia widmowe	35
2.4.5. Przekształcenia morfologiczne	37
2.4.5.1. Erozja	38
2.4.5.2. Dylatacja	40
2.4.5.3. Otwarcie i zamknięcie.....	42
2.4.5.4. Detekcja ekstremów.....	43
2.4.5.5. Ścienianie	44
2.4.5.6. Szkieletyzacja	44
2.4.6. Złożone przekształcenia morfologiczne	46
2.4.6.1. Rekonstrukcja	46
2.4.6.2. Czyszczenie brzegu.....	46
2.4.6.3. Zalewanie otworów.....	47
2.4.6.4. Funkcja odległości	47

2.4.6.5.	Erozja warunkowa	48
2.5.	Podsumowanie	48
3.	Jakość energii elektrycznej.....	49
3.1.	Sygnał elektroenergetyczny	49
3.2.	Definicja jakości energii elektrycznej	50
3.3.	Rodzaje zakłóceń występujących w sieciach elektroenergetycznych	51
3.4.	Zestawienie norm dotyczących jakości energii elektrycznej	60
4.	Analiza sygnałów	63
4.1.	Wprowadzenie	63
4.2.	Wybrane metody przetwarzania sygnałów	64
4.2.1.	Transformacja Fouriera	64
4.2.2.	Krótkookresowa transformacja Fouriera	68
4.2.3.	Transformacja Gabora.....	71
4.2.4.	Transformacja falkowa.....	72
4.2.5.	Transformacja Wignera-Ville'a	76
4.2.6.	Wybrane reprezentacje czasowo-częstotliwościowe z klasy Cohena.....	81
4.2.6.1.	Pseudotransformacja Wignera-Ville'a	83
4.2.6.2.	Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a	84
5.	Analiza sygnałów 1D z wykorzystaniem technik analiz obrazów	86
5.1.	Niwelacja interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metoda masek binarnych	86
5.1.1.	Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych	88
5.2.	Niwelacja interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metoda obrotów, różnic i pochodnych.....	96
Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych	97	
5.2.1.	Detekcja liniowych zmian częstotliwości sygnałów – metoda obrotów i pochodnych	99
Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych	100	
5.3.	Metoda okien czasowych i detekcji krawędzi.....	101
5.3.1.	Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych i rzeczywistych.....	104
5.4.	Wnioski	117
6.	Podsumowanie	121
7.	Literatura.....	123
	Publikacje własne lub współautorskie autora	130
	Inne osiągnięcia	130

Wykaz skrótów

1D	– jednowymiarowy
2D	– dwuwymiarowy
ACEC	– Advisory Committee on Electromagnetic Compability
bpp	– bits per pixel
CBEMA	– Computer and Business Equipment Manufacturer's Association
CWT	– Continuous Wavelet Transform
DFT	– Discrete Fourier Transform
DIP	– Digital Image Processing
DWT	– Discrete Wavelet Transform
EMC	– Electromagnetic Compatibility
FFT	– Fast Fourier Transform
HR	– względny współczynnik odkształcenia dla h -tej harmonicznej
IEC	– International Electrotechnical Commission
IEEE	– Institute of Electrical and Electronics Engineers
ITIC	– Information Technology Industry Council
LUT	– Loop Up Tables
MWM	– Moving Window Method
PWVD	– Pseudo Wigner-Ville Distribution
RGB	– paleta kolorów (czerwony, zielony i niebieski)
SPWVD	– Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution
STFT	– Short Time Fourier Transform
THD	– Total Harmonic Distortion
TIHD	– Total Interharmonic Distortion Factor
WVD	– Wigner-Ville Distribution

1. Wprowadzenie

Dynamiczny rozwój techniki wymusza poszukiwanie nowych rozwiązań przetwarzania informacji, poprzez stosowanie szeregu metod i procedur transformacji pozyskanych informacji zgodnie z określonymi przez użytkownika potrzebami. Postęp techniki sprawił, że dostępność źródeł danych jest duża i zróżnicowana, zatem wraz ze wzrostem liczby informacji w otaczającym nas świecie, wzrasta zainteresowanie właściwą interpretacją posiadanych informacji. Etap ten jest niezwykle ważny z punktu widzenia wartości informacji. Właściwa interpretacja informacji pozwala na wyodrębnienie obrazu rzeczywistości badanego obiektu. Podobnie jak mózg analizuje otaczający nas świat, tak i urządzenia elektroniczne mogą przetwarzać i analizować informacje. Urządzenia elektroniczne wykorzystujące techniki cyfrowego przetwarzania sygnałów, gwałtownie rozwinęły się w ostatnich latach, dając tym samym szerokie spektrum pozyskiwania i analizowania danych. Ich zastosowanie jest wszechobecne, od przetwarzania i kompresji dźwięku, poprzez cyfrowe przetwarzanie obrazów, rozpoznawanie mowy, telekomunikację cyfrową, przetwarzanie danych sejsmicznych, analizę i kontrolę procesów przemysłowych, obrazowanie medyczne, aż do przetwarzanie sygnałów w sprzęcie militarnym – technika sonarowa i radarowa. Ponieważ sygnały niestacjonarne uznawane są za nośniki informacji, należy zatem zwrócić szczególną uwagę na metody analizy sygnałów zmieniających się w czasie i częstotliwości. Istnieje szereg metod wykorzystywanych w celu wydobycia informacji z przetwarzanego sygnału, za jedną z lepszych uznawana jest transformacja Wignera-Ville'a. Jest ona szeroko wykorzystywana w różnych gałęziach nauki i techniki, w szczególności w automatyce, robotyce, w procesie doskonalenia algorytmów sterowania i komputerowego wspomagania podejmowania decyzji. Tematyka prezentowanej rozprawy wpisuje się w dyscyplinę automatyki i robotyki, a w szczególności w zakres rozpoznawania obrazów o czym mogą świadczyć m.in. liczne publikacje. Transformacja Wignera-Ville'a posiada jedną podstawową wadę, są to tak zwane interferencje pasożytnicze pojawiające się podczas analizy sygnałów złożonych z wielu składowych. Wspomniane interferencje uniemożliwiają właściwą interpretację wyników analizowanego sygnału. Po za tym widmo sygnału będące jego rozkładem energii na płaszczyźnie czasowo-częstotliwościowej nie ukazuje w pełni zmian zachodzących w sygnale, bardzo istotnych z punktu widzenia osoby analizującej sygnał. W ten sposób wiele cennych informacji zostaje niezauważonych, bądź też pominiętych ze względu na słabą rozdzielczość analizowanego widma (obrazu). Zatem celowe staje się połączenie tradycyjnych metod przetwarzania sygnałów cyfrowych z metodami przetwarzania obrazów, dzięki którym możliwe stanie się uwidocznienie niewidocznych bądź zniekształconych cech analizowanych sygnałów, niedostrzeganych do tej pory. Podobnie sytuacja ma się z interferencjami pasożytniczymi, które przy wykorzystaniu metod analiz obrazów, można niwelować nie powodując pogorszenia rozdzielczości w dziedzinie czasu i częstotliwości, tak jak ma to miejsce w przypadku wykorzystania uśrednionych metod Wignera-Ville'a. Praktyczne zastosowanie proponowanej fuzji metod może mieć odzwierciedlenie w wielu dziedzinach, m.in. w intensywnie rozwijającej się w ostatnich latach dziedzinie badania jakości energii elektrycznej. Także wszędzie tam gdzie występują problemy interpretacyjne wynikające z analiz sygnałów niestacjonarnych, wspomagając w ten sposób prezentację i uwypuklenie ważnych cech analizowanych sygnałów.

Cel pracy

Celem pracy jest analiza wybranych metod cyfrowego przetwarzania sygnałów 1D i obrazów cyfrowych oraz realizacja programistyczna takich połączeń obu grup analizowanych metod, które umożliwią poprawienie zdolności interpretacyjnych wybranych reprezentacji czasowo-częstotliwościowych sygnałów.

Teza

Zastosowanie technik przetwarzania obrazów w analizie sygnałów 1D z wykorzystaniem metod czasowo-częstotliwościowych umożliwi poprawienie zdolności interpretacyjnych wybranych analiz poprzez ukazanie niewidocznych cech analizowanych sygnałów.

Zakres pracy

Praca obejmuje:

- Zagadnienia procesu doskonalenia algorytmów sterowania i komputerowego wspomaganie decyzji
- Analizę wybranych metod czasowo-częstotliwościowych przetwarzania sygnałów
- Analizę wybranych metod przetwarzania obrazów cyfrowych
- Zestawienie wymogów normatywnych dotyczących analizy sygnału elektroenergetycznego oraz analizę parametrów jakościowych energii elektrycznej
- Opracowanie połączeń analiz czasowo-częstotliwościowych sygnałów 1D z metodami przetwarzania obrazów
- Implementację opracowanych metod w środowisku programistyczno-obliczeniowym Matlab
- Wykonanie badań opracowanych metod dla sygnałów zamodelowanych
- Wykonanie badań opracowanych metod dla sygnałów rzeczywistych

2. Cyfrowe przetwarzanie obrazów

2.1. Wprowadzenie do cyfrowego przetwarzania obrazów

W rozumieniu nauk ścisłych, przetwarzanie obrazów to wszelkie procesy związane z przekształcaniem materiału źródłowego – obrazu (np. zdjęcie, klatka filmu video), czego efektem wyjściowym może być nadal np. to samo zdjęcie poddane jedynie korekcie lub zbiór cech czy parametrów związanych z tym obrazem.

Dowolna wiadomość (w tym także obraz), na podstawie której odbiorca opiera swoje działania to nic innego jak informacja. Przetwarzanie i przekazywanie informacji jest jednym z głównych zadań współczesnej techniki. Informacja przed przekazaniem lub przetwarzaniem jest zamieniana na odpowiednie sygnały, właściwe dla planowanej obróbki informacji. Przyjmuje się, że badania w tym zakresie zapoczątkowała praca C. E. Shannon'a [96]. Stworzył on podstawy współczesnej teorii informacji, wykorzystywanej w wielu dziedzinach nauki: informatyce, elektronice, ale także w biologii, psychologii a nawet w literaturze [2], [99]. Postęp techniki XX w. wymusił przeniesienie tradycyjnego przetwarzania obrazów w świat cyfrowej techniki.

Cyfrowe przetwarzanie obrazów (ang. *Digital Image Processing*) jest procesem w którym można wyróżnić następujące operacje (Rys. 2.1) [104]:

- pozyskanie (akwizycja) obrazu i przetworzenie do postaci cyfrowej,
- wstępne przetworzenie obrazu, jego filtracja i wyostrenie oraz binaryzacja,
- segmentacja obrazu i wydzielenie poszczególnych obiektów i fragmentów (np. krawędzi),
- analiza obrazu i wyznaczenie cech obiektów oraz informacji o ich lokalizacji,
- rozpoznanie i zrozumienie obrazu.

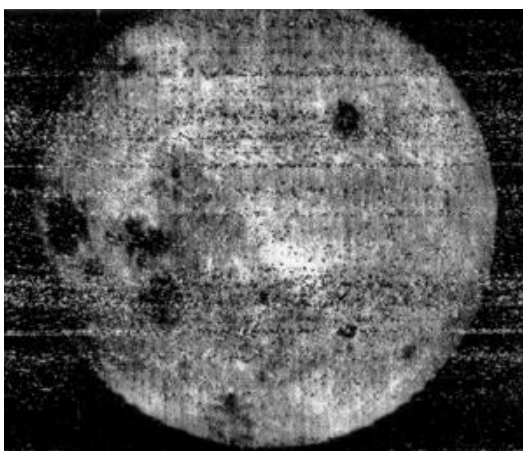


Rys. 2.1 Komputerowy system analizy obrazu.

Przełomem w dziedzinie cyfrowego przetwarzania obrazów był pierwszy skaner wyprodukowany w 1955r. przez angielską firmę EMI [54]. Był to elektroniczny przetwarzacz obrazu połączony z komputerem. Przy przetwarzaniu, obraz przekazywany był za pomocą promieni świetlnych, badany elektronicznie bądź wprowadzany liniami do pamięci komputera. Przekazywanie odbywało się punkt po punkcie i dotyczyło zmiany odbitego promieniowania odbieranego przez sensor i rejestrowane go w pamięci komputera. Tam można już było

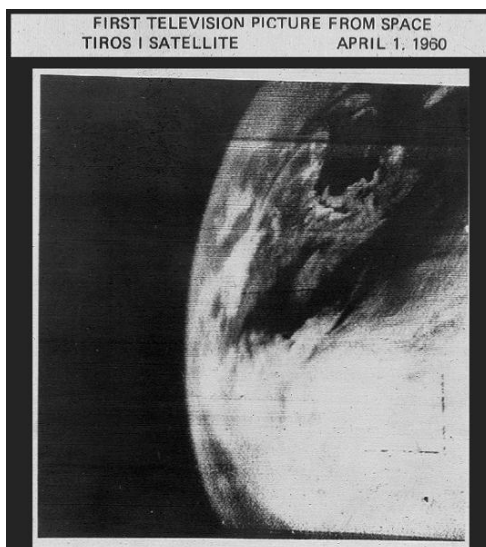
przetwarzać wprowadzone dane. Praktyczne zastosowanie skanera pojawiało się wszędzie tam, gdzie chodziło o automatyczne wykorzystanie obrazu, w technice telewizyjnej, jak również w zdalnym rozpoznawaniu, w poligrafii lub w medycynie. W dużej mierze skaner wykorzystywany był w późniejszych satelitach geodezyjnych dokonujących pomiarów i przesyłających dane na Ziemię.

4 października 1959r. sonda księżycowa „Łuna 3” dostarczyła pierwsze zdjęcia niewidocznej strony Księżyca (Rys. 2.2). Sonda ta była wyposażona w system przekazywania obrazu. W pierwszej fazie wykonywała zdjęcia niewidocznej z Ziemi strony Księżyca, a następnie – wróciwszy w pobliże Ziemi – przekazywała je drogą radiową do radzieckiej stacji naziemnej. Zdjęcia gromadzone elektronicznie, były prawdziwymi fotografiami. Po automatycznym wywołaniu, utrwaleniu i suszeniu w pojemniku znajdującym się na satelicie, przemieszczane były do drugiego pojemnika, z którego następnie elektronicznie przekazywane były na Ziemię.



Rys. 2.2 Pierwsze zdjęcie niewidocznej strony Księżyca [112].

Podobnie wystrzelony 1 kwietnia 1960r. amerykański satelita „Tiros 1” jako pierwszy satelita meteorologiczny do 17 czerwca 1960r. przekazał ok. 30 tys. zdjęć chmur, stanowiących podstawy prognoz pogody (Rys. 2.3).



Rys. 2.3 Pierwsze w historii zdjęcie Ziemi widzianej z kosmosu wykonane przez satelitę TIROS 1 [107].

Kolejny przełom to rok 1966 w którym to firma IBM prezentuje swój wielofunkcyjny czytnik dokumentów – IBM 1287. Jest to pierwsze urządzenie potrafiące odczytać pismo maszynowe i ręczne. Wykorzystywane przede wszystkim do odczytu danych m.in. z czeków, zleceń płatniczych, paszportów czy praw jazdy. Czytnik dokumentów połączony jest z komputerem, któremu dostarcza rozpoznawane informacje, który to dokonuje następnie właściwego przetwarzania danych.

W 1968r. zachodnioniemiecka firma elektroniczna Grundig z Norynbergi, prezentuje sposób przesyłania obrazu na wąskiej taśmie, która pozwala przesyłać obraz telewizyjny przez przewód telefoniczny i uzyskanie go w ciągu minuty jako rysunku fotograficznego. Proces ten znajduje zastosowanie do przesyłania obrazów w agencjach prasowych, na policji (zdjęcia ściganych), w służbach pogodowych (zdjęcia chmur z satelitów) i innych [54].

W 1973r. brytyjski inżynier elektronik Godfrey Newbold Haunsfield (pracujący w EMI) skonstruował skaner, za pomocą którego można badać warstwowo wnętrze ludzkiego ciała, wykorzystując promienie Roentgena. Za pomocą tomografu komputerowego można oglądać – jak w przypadku zdjęć rentgenowskich – partie szkieletu oraz inne organy [6]. Haunsfield za swoje osiągnięcie został uhonorowany nagrodą Nobla w 1979r. Trzy lata później (1982r.) naukowcy zaprezentowali magnetyczny rezonans jądrowy (ang. *Nuclear Magnetic Resonance*), dzięki któremu na monitorze komputera można obserwować struktury miękkich części ludzkiego organizmu [18].

Przetwarzanie obrazów wykorzystywane jest w celu:

- poprawy jakości obrazu (np. zmiana skali jasności obrazu),
- pomiaru wybranych cech obrazu (np. badania laboratoryjne materiałów sypkich),
- automatycznej analizie obrazu (np. biometria),
- transmisji obrazu (np. czas transmisji pierwszego przesłania obrazu, kablem położonym na dnie oceanu w 1920r. obliczono na ok. 1 tydzień, po zastosowaniu technik kompresji danych, czas transmisji skrócił się do 3 godzin [54]).

Przetwarzanie obrazów leży na styku z innymi ważnymi dziedzinami m.in. z zakresu informatyki, robotyki czy elektroniki (Rys. 2.4), dzięki czemu cieszy się szerokim zastosowaniem m.in. w takich dziedzinach jak:

- nauka i przemysł (m.in. kontrola jakości produktów, sortowanie wyrobów),
- medycyna (m.in. diagnostyka obrazowa, RTG, CT, USG, mikroskopia),
- obronność (m.in. rozpoznanie fotograficzne, wykrywanie i śledzenie celów, sterowanie pociskami),
- robotyka (m.in. sterowanie spawarek, sterowanie pojazdów),
- eksploracja Ziemi i kosmosu (interpretacja obrazów astronomicznych, satelitarnych, lotniczych),
- biometria (rozpoznawanie odcisków palców, tęczówki oka),
- kryminalistyka (wyszukiwanie w obrazie cech i szczegółów nie wykrywalnych ludzkim okiem),
- komunikacja (wykrywanie natężenia ruchu pojazdów).



Rys. 2.4 Umiejscowienie przetwarzania obrazów we współczesnej nauce.

2.2. Wprowadzenie do analizy obrazów

Przetwarzanie obrazów (przekształcanie obrazu w obraz) jest częścią szeroko rozumianej grafiki komputerowej. Pierwsza polskojęzyczna monografia omawiająca teoretyczne problemy komputerowej analizy obrazu ukazała się dopiero w 1994r. [123]. Termin „analiza” został przez Autorów użyty w tytule zapewne dla wskazania, że pierwszym etapem procesu przekształcania obrazu winna być analiza stanu początkowego – zarówno w sensie określenia pierwotnej zawartości samego obrazu, jak i w sensie „filozoficznym”, tzn. w aspekcie oceny rzeczywistych potrzeb, oczekiwanych efektów oraz rachunku czasu i kosztów. Analizę obrazów wykorzystuje się w celu wyodrębnienia z całkowitej informacji docierającej do obserwatora bądź detektora tej części, która jest istotna z punktu widzenia użytkownika lub procesu. Z reguły towarzyszy temu bardzo radykalna redukcji ilości informacji [103]. W odróżnieniu od metod poprawy jakości obrazu, restauracji obrazów, kodowania obrazów, wynikiem analizy obrazów jest nie obraz a dane w postaci numerycznej lub symbolicznej.

Autorzy wspomnianej wcześniej monografii wymieniają cztery podstawowe grupy przekształceń:

- przekształcenia geometryczne,
- przekształcenia punktowe,
- filtry,
- przekształcenia morfologiczne.

2.3. Struktura obrazów cyfrowych

2.3.1. Dyskretyzacja obrazu

Wejściowym zagadnieniem przy przetwarzaniu i analizie obrazu jest odpowiednie zdefiniowanie sztucznej reprezentacji obrazu. Obraz jest notacją „wyglądu” otaczającego świata.

Złożone komputerowe przetwarzanie obrazu zakłada dyskretną reprezentację obrazu. Jednak rozpatrywana sztuczna reprezentacja obrazu, musi być znacznie uproszczona w stosunku do ludzkiego zmysłu wzroku. Ograniczenie to wynika ze znikomej wydajności współczesnych systemów komputerowych w stosunku do sprawności ludzkiego mózgu. Ograniczenia reprezentacji obrazu mogą być realizowane jednocześnie na wielu płaszczyznach:

- ograniczenie zdolności rozpoznawania szczegółów,
- ograniczenie ilości możliwych do rozróżnienia kolorów,
- analizowanie obrazu płaskiego zamiast przestrzennego,
- analizowanie obrazu statycznego zamiast dynamicznego.

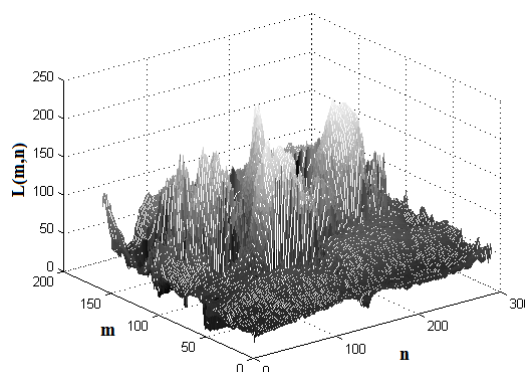
W naukach technicznych, informatyce, a w szczególności w dziedzinie przetwarzania obrazów, przez obraz rozumie się sygnał dwuwymiarowy, rzadziej trójwymiarowy [43], [49], [52], [58], [84], [104], [114], [122], [123], [125] - [127], [129]. Obraz jest modelowany przy użyciu funkcji L (tzw. funkcji obrazu) dwóch lub trzech zmiennych oznaczanych najczęściej odpowiednio (x, y) i (x, y, z) . Współrzędne określają intensywność (jasność) obrazu w punkcie (Rys. 2.5), gdzie:

$$0 \leq L(x, y) < \infty \quad (2.1)$$

gdzie:

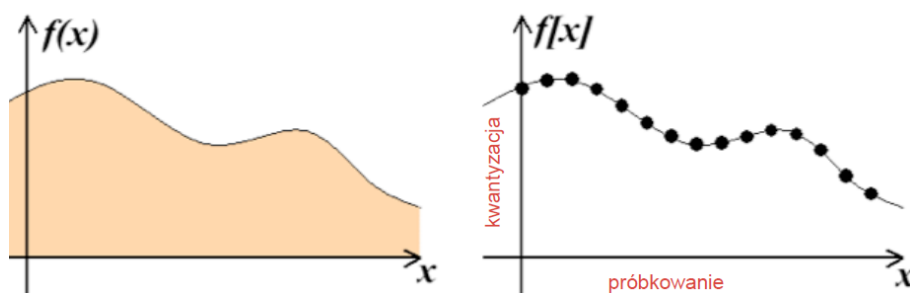
L – funkcja obrazu (funkcja intensywności światła, funkcja luminancji),

(x, y) – przestrzenne współrzędne funkcji L .



Rys. 2.5 Przykładowy obraz monochromatyczny [134] i jego wykres, gdy obraz traktowany jest jako funkcja.

Aby przedstawić obraz rzeczywisty w postaci skończonej liczby wartości funkcji jasności, należy poddać go procesowi dyskretyzacji, składającemu się z procesów próbkowania i kwantyzacji (Rys. 2.6). Próbkowanie polega na zamianie ciągłego sygnału np. $f(x)$ na skończoną liczbę wartości opisujących ten sygnał. Natomiast kwantyzacja pozwala zamienić ciągłą wartość analogową na cyfrową wartość dyskretną. W ten sposób obraz analogowy zamieniany jest w obraz cyfrowy.



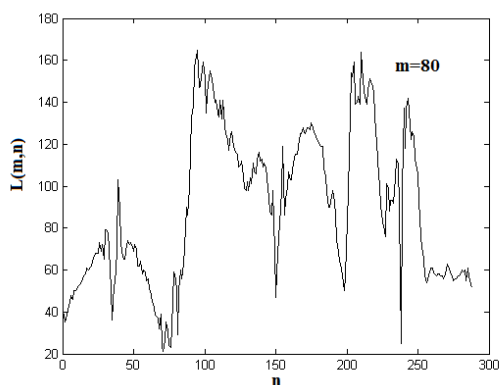
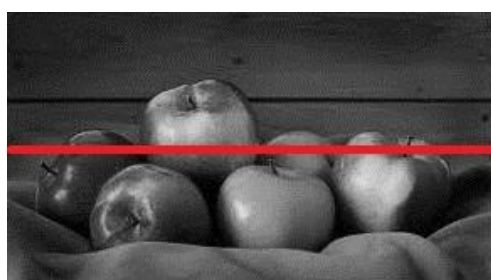
Rys. 2.6 Rysunek poglądowy przedstawiający dyskretyzację sygnału $f(x)$ [102].

W ten sposób funkcja $L(x, y)$ o argumentach zmieniających się w sposób ciągły zostaje zamieniona na macierz $L(m, n)$ o M wierszach i N kolumnach (Rys. 2.7). Rozmiar macierzy wynika z przestrzennej dyskretyzacji obrazu, natomiast każdy element macierzy przechowuje skwantowany poziom jasności.

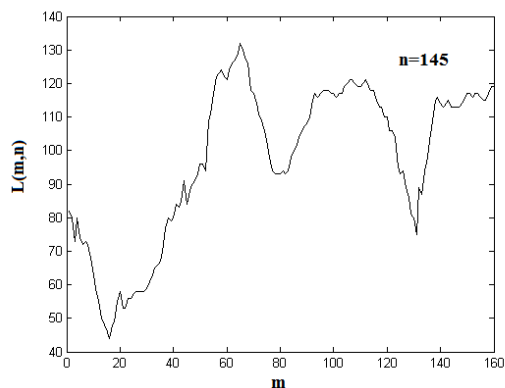
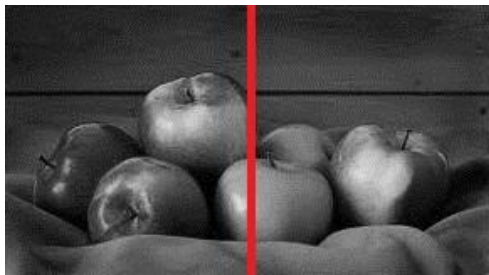
$$L(x, y) = \begin{bmatrix} L(0,0) & L(0,1) & \dots & L(0, N-1) \\ L(1,0) & L(1,1) & \dots & L(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L(M-1,0) & L(M-1,1) & \dots & L(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

Rys. 2.7 Obraz w postaci zdyskretyzowanej.

Skoro obraz $L(m, n)$ traktować można jako określoną funkcję dwóch zmiennych, to również przekroje obrazu (to znaczy zbiory wartości punktów obrazu $L(m^*, n)$ dla ustalonego $m = m^*$ i zmiennego n , względnie $L(m, n^*)$ dla ustalonego $n = n^*$ i zmiennego m) można traktować odpowiednio jako funkcje jednej zmiennej (Rys. 2.8 i Rys. 2.9).

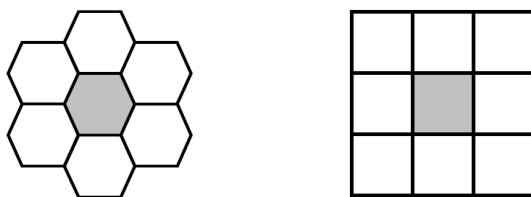


Rys. 2.8 Poziomy przekrój obrazu jako funkcja jednej zmiennej $L(m^*, n)$, dla ustalonego $m^* = 80$.



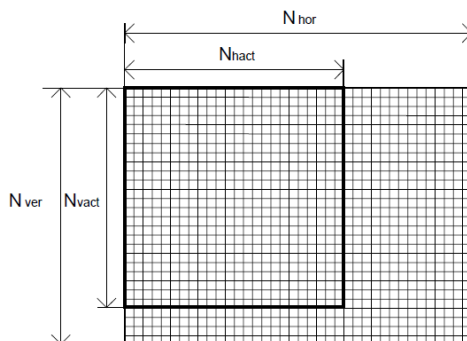
Rys. 2.9 Pionowy przekrój obrazu jako funkcja jednej zmiennej $L(m, n^*)$, dla ustalonego $n^* = 145$.

Podstawowym zagadnieniem, jakie występuje przy przetwarzaniu obrazu uzyskanego z różnego typu układów akwizycji obrazów, jest odpowiednie zdefiniowanie parametrów sztucznej reprezentacji obrazu w komputerze. Obraz analogowy jest zamieniany w obraz cyfrowy – dyskretny, który przyjmuje postać macierzy liczb. Każdy element macierzy tzw. piksel (ang. *picture element*) stanowi średnią stopnia szarości obszaru obrazu analogowego dla obrazów monochromatycznych lub średnią nasycenia barw dla obrazów kolorowych. Piksel jest najmniejszym elementem obrazu wyświetlanego na ekranie. W obecnych systemach przetwarzania obrazu wykorzystuje się generalnie dwa sposoby rozmieszczenia cyfrowych elementów obrazu (pikseli) – według siatki heksagonalnej oraz według siatki kwadratowej (Rys. 2.10).



Rys. 2.10 Struktura siatki heksagonalnej i siatki kwadratowej [104].

Sposób pierwszy jest bardziej zbliżony do naturalnego układu receptorów w narządzie wzroku człowieka, ale drugi jest znacznie prostszy i łatwiejszy w obsłudze, dlatego jest on jako tzw. raster kwadratowy bardziej powszechny w komputerowej analizie obrazu. Wynika stąd, że przeważająca ilość urządzeń wprowadzających lub wyprowadzających obraz z komputera posługuje się siatką kwadratową (Rys. 2.11).



Rys. 2.11 Struktura siatki (rastra) typowego obrazu cyfrowego [104].

Wybrane rozmiary siatki (rastra) obrazu cyfrowego dyktują częstotliwość próbkowania sygnału wizyjnego. Częstotliwość ta będąca głównym parametrem używanego przetwornika A/C, może być wyznaczona z następującej formuły [104]:

$$f = \frac{K * N_{ver}}{t_{hor}} \quad (2.2)$$

gdzie:

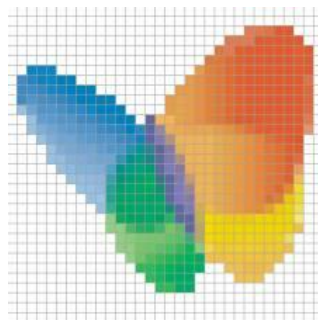
$K = \frac{N_{hor}}{N_{ver}}$ – proporcje obrazu,

N_{hor} – liczba widocznych na ekranie linii poziomych,

N_{ver} – liczba widocznych na ekranie linii pionowych,

t_{hor} – aktywny czas wybierania linii.

Wybrawszy określony typ rastra, należy zdecydować jak wiele elementów ten raster ma zawierać, czyli należy ustalić jak wielka ma być rozdzielczość obrazu. Rozdzielczość obrazu to ilość pikseli (podstawowych elementów) składających się na obraz. Najczęściej przy płaskich obrazach o kwadratowej siatce zapisywana jest ona jako iloczyn ilości elementów w poziomie i pionie obrazu. Wybór właściwej rozdzielczości obrazu jest sprawą bardzo ważną, gdyż rozdzielczość jest miarą zdolności rozpoznawania szczegółów obrazu. Dobór właściwej rozdzielczości jest zawsze kompromisem. Z jednej strony, im większej rozdzielczości jest obraz, tym więcej szczegółów zawiera i więcej informacji można z niego odczytać. Z drugiej strony liniowy wzrost rozdzielczości obrazu, pociąga za sobą kwadratowy wzrost czasu przetwarzania i objętości samej reprezentacji. Sposób postępowania jest zazwyczaj następujący, pozyskiwane obrazy o stosunkowo wysokiej rozdzielczości w kolejnych etapach „obróbki” ulegają zmniejszeniu rozdzielczości do mniejszej bardziej praktycznej (Rys. 2.12). Najczęściej spotykane rozdzielczości w analizie obrazu to całkowite potęgi dwójki od 256×256 do 4096×4096 .



Rys. 2.12 Rysunek poglądowy przedstawiający siatkę pikseli obrazu rastrowego o rozdzielczości 32×32 piksele [136].

Każdy z elementów dyskretnej reprezentacji obrazu może przyjmować tylko jeden spośród ograniczonej ilości stanów. Ilość ta, popularnie nazywana ilością kolorów, może być także w komputerowej reprezentacji obrazu interpretowana jako ilość bitów przeznaczonych na zapamiętanie stanu jednego elementu obrazu tzw. bpp (ang. *bits per pixel*).

Dobór właściwej, z punktu widzenia przetwarzania obrazu, ilości kolorów jest także kompromisem, pomiędzy jakością obrazu, a co za tym idzie ilością ukrytej w nim ilości informacji, a zajętością pamięci. Sposób postępowania jest zazwyczaj następujący, pozyskuje się obrazy o stosunkowo dużej ilości kolorów, by w trakcie kolejnych wstępnych etapów „obróbki” obrazu dojść do mniejszej, praktycznej ilości kolorów.

Oto lista najczęściej wykorzystywanych formatów:

- binarny (1 bpp), to najprostszy format zajmujący najmniej pamięci, ma podstawowe znaczenie w analizie obrazu. Wiele algorytmów przetwarzania obrazów bazuje właśnie na tym formacie.
- monochromatyczny (8 bpp), nazwa tego formatu wynika stąd, że najczęściej wartość danego piksela wyraża jego względną jasność. Przy pomocy tego formatu można zakodować 256 poziomów szarości.

Poziom szarości l to intensywność obrazu czarno-białego (monochromatycznego) f w punkcie (x, y) .

$$L_{min} \leq l \leq L_{max} \quad (2.3)$$

gdzie:

$[L_{min}, L_{max}]$ – skala szarości,
 l – poziom szarości.

Na podstawie skali szarości można następnie określić liczbę poziomów szarości M .

$$M = L_{max} - L_{min} + 1 \quad (2.4)$$

gdzie:

M – liczba poziomów szarości,
 L_{max} – maksymalna wartość skali szarości,
 L_{min} – minimalna wartość skali szarości.

Zgodnie z przyjętymi zasadami, skala szarości charakteryzuje się następującym zakresem $[0, L]$:

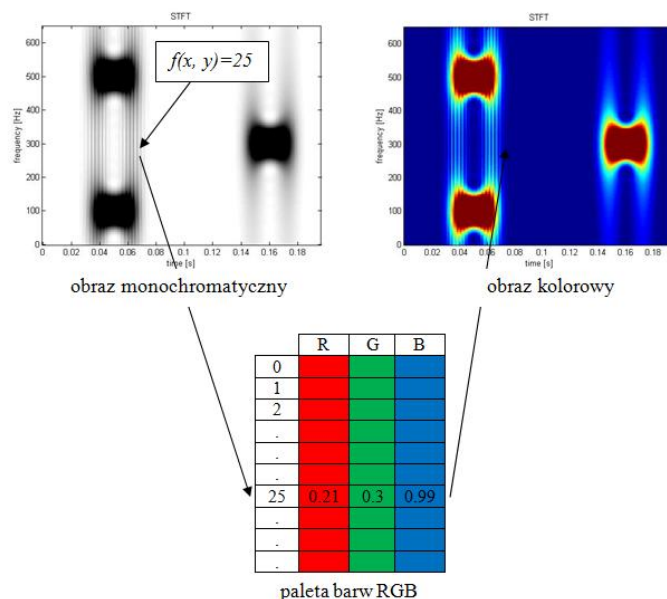
$$[0, L] = \begin{cases} l = 0 \\ l = L \end{cases} \quad (2.5)$$

gdzie:

$l = 0$ – czerni,
 $l = L$ – biel (w rozważanej skali szarości).

W przypadku obrazów kolorowych, pojedynczy element macierzy obrazu (piksel) przechowuje skwantowany poziom nasycenia barw (Rys. 2.13).

- kolorowy (24 bpp lub 32 bpp), najczęściej po 8 kolejnych bitów w tym formacie opisuje nasycenie jednej z trzech barw podstawowych RGB (Rys. 2.13). Za pomocą tego formatu można opisać około 17 milionów różnych odcieni kolorów. Wadą tego formatu jest stosunkowo duża zajętość pamięci.

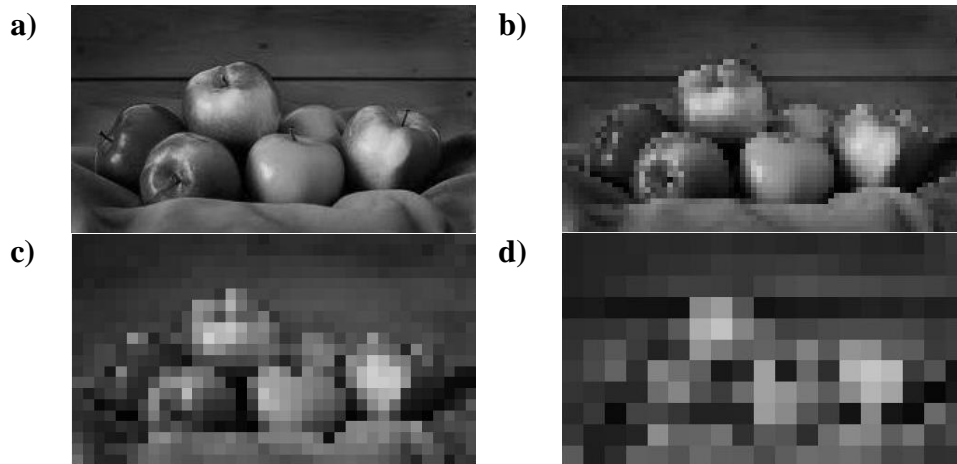


Rys. 2.13 Rysunek poglądowy przedstawiający odwzorowanie nasycenia barw w paletcie barw RGB.

Kolor każdego piksela jest definiowany osobno, obrazy z głębią kolorów RGB składają się z kolorowych pikseli zdefiniowanych przez trzy bajty, po jednym bajcie na każdy z trzech kolorów (czerwony, zielony i niebieski). Zmieszanie barw w dowolnych kombinacjach ilościowych daje szeroki zakres barw pochodnych, np. w wyniku połączenia barwy czerwonej i zielonej powstaje barwa żółta. Oprócz wyżej wymienionych stosuje się jeszcze wiele innych, pośrednich formatów.

2.3.2. Skutki dyskretyzacji obrazu

W związku z przetwarzaniem obrazu do postaci cyfrowej, a dokładniej w związku z próbkowaniem przestrzennym i dyskretyzacją przetwarzanych wartości, pojawiają się dwa istotne pojęcia: rozdzielczość przestrzenna (gęstość punktów próbkowania) oraz rozdzielczość poziomów jasności (gęstość reprezentacji stopni szarości lub nasycenia barw). Im większa jest rozdzielczość przestrzenna obrazu, tym więcej szczegółów funkcji $L(x, y)$ może być odnalezione i wykorzystane na obrazie cyfrowym $L(m, n)$. Ilustruje to poniższy rysunek (Rys. 2.14), na którym pokazano ten sam obraz cyfrowy przedstawiony przy użyciu coraz mniejszych rozdzielczości ($M = N$).



Rys. 2.14 Obraz cyfrowy przedstawiany z coraz mniejszą rozdzielczością przestrzenną (kolejno przedstawiono obrazy: a) 289×161 pikseli, b) 73×41 , c) 37×21 , d) 19×11).

Na ilość informacji zawartych w obrazie cyfrowym wpływa także rozdzielczość poziomów jasności. Przyjęcie określonej rozdzielczości poziomów jasności, oznacza tylko tyle, że o ile wartości funkcji luminancji obrazu analogowego spełniają warunek [104] :

$$L(x, y) \in R \quad (2.6)$$

gdzie:

$L(x, y)$ – funkcja luminancji (obrazu),

R – zbiór liczb rzeczywistych,

o tyle wartości funkcji luminancji obrazu cyfrowego, spełniają warunek [104]:

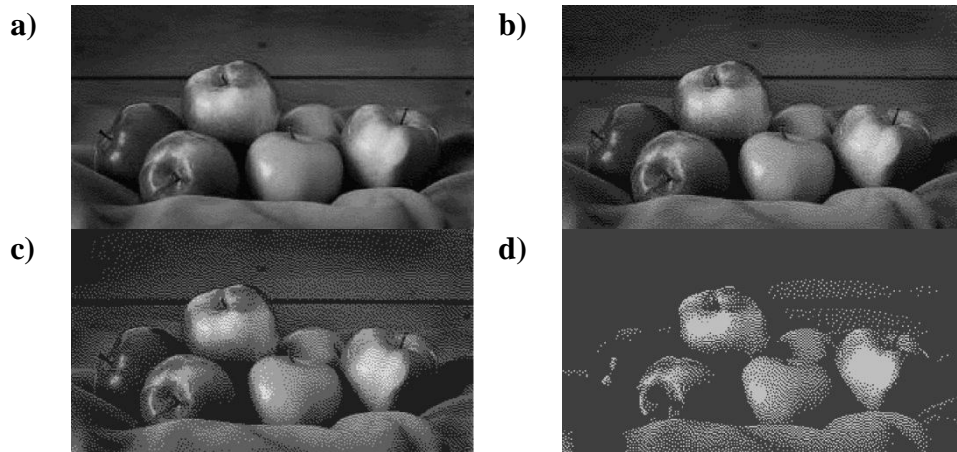
$$L(m, n) \in N \quad (2.7)$$

gdzie:

N – zbiór liczb całkowitych z przedziału $[0, 2^B - 1]$,

B – przyjęta liczba bitów dla reprezentacji jednego punktu obrazu.

Na rysunku (Rys. 2.15) pokazano, jak wygląda ten sam obraz przy coraz mniejszej liczbie ustalonych wartości funkcji luminancji (malejące B). Widać, że w tym przypadku także dochodzi do pewnej utraty elementów merytorycznej zawartości obrazu, jednak utrata ta nie jest tak radykalna, jak przy zmniejszaniu rozdzielczości przestrzennej. Możliwe jest nawet przejście do granicy $B = 1$, a obraz i tak pozostanie zrozumiały i czytelny.



Rys. 2.15 Obraz cyfrowy przedstawiany z coraz mniejszą rozdzielczością poziomów jasności (kolejno przedstawiono obrazy: a) $B = 4$, b) $B = 3$, c) $B = 2$, d) $B = 1$).

Rozdzielczość poziomów jasności na wprowadzonym obrazie można swobodnie zmniejszyć, wykorzystując formułę [104]:

$$L'(m, n) = \left[\text{round} \left(\frac{L(m, n) - \left(\frac{\text{delta}}{2} - 1 \right)}{\text{delta}} \right) \right] \cdot \text{delta} + \left(\frac{\text{delta}}{2} - 1 \right) \quad (2.8)$$

gdzie:

$$\text{delta} = \frac{2^B}{2^{B'}} \quad (2.9)$$

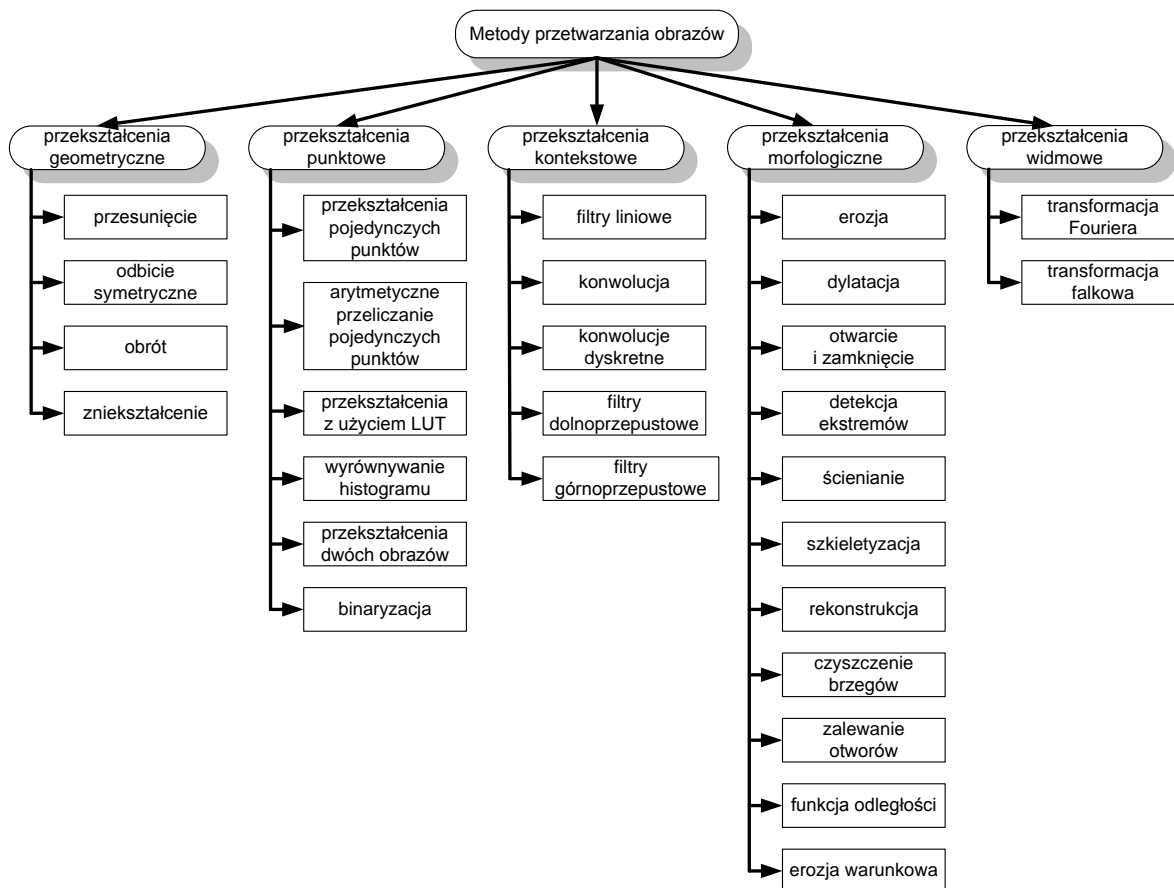
gdzie:

$\text{round}()$ – funkcja zaokrąglająca do najbliższej liczby całkowitej,
 $L(m, n)$ – funkcji luminancji obrazu cyfrowego,
 L' – nowa (przeskalowana) wartość jasności piksela,
 B – przyjęta liczba bitów dla reprezentacji jednego punktu obrazu,
 B' – nowa (przeskalowana) wartość liczby bitów.

Sensowne skalowanie otrzymuje się wyłącznie przy założeniu $B' < B$, natomiast nie ma sposobu na to, by po zmniejszeniu liczby poziomów jasności z powrotem zwiększyć ją i uzyskać obraz o większej rozdzielczości skali jasności (można tylko rozszerzyć skalę).

2.4. Podział i ogólna charakterystyka algorytmów przetwarzania obrazów

W bogatej literaturze dotyczącej technik przetwarzania obrazów zdefiniowana została duża ilość rozmaitych algorytmów przetwarzania obrazu [43], [49], [58], [84], [104], [114], [122], [123], [125], [127], [129]. Możliwych sposobów przetworzenia jednego obrazu w inny jest nieskończenie wiele, jednak większość nie posiada znaczenia praktycznego. Niemniej pozostała część przekształceń, mogących przynieść praktyczne efekty, jest na tyle liczna, że warto sklasyfikować ją na grupy ze względu na posiadane cechy [104], [123], [126].



Rys. 2.16 Podział metod przetwarzania obrazów.

2.4.1. Przekształcenia geometryczne

Na przekształcenia geometryczne składają się przesunięcia, obroty, odbicia i inne transformacje geometrii obrazu. Przekształcenia te wykorzystywane są do korekcji błędów obrazów takich, jak przekształcenia poduszkowe, beczkowate i trapezowe. Źródłem takich zniekształceń są najczęściej niskiej jakości układy optyczne stosowane np. w kamerach video. Przekształcenia te mogą występować jako samodzielne transformacje, mogą być także wykorzystywane do wspomagania innych przekształceń i analiz.

2.4.1.1. Przesunięcie obrazu

Najprostszym przekształceniem geometrycznym jest przesunięcie obrazu. Przesunięcie obrazu w poziomie i w pionie może nastąpić w postaci:

$$m_2 = m_1 + m_0 \quad (2.10)$$

$$n_2 = n_1 + n_0 \quad (2.11)$$

gdzie:

m_0, n_0 – wartość wektora przesunięcia poszczególnych punktów obrazu, odpowiednio w poziomie i w pionie,

m_1, m_2, n_1, n_2 – odpowiednio kolumna lub wiersz macierzy obrazu źródłowego i wynikowego.

Operacja przesunięcia obrazu jest wykorzystywana często w procesie nałożenia dwóch obrazów lub ich fragmentów na siebie.



Rys. 2.17 Obraz źródłowy (po lewej) i obraz wynikowy (po prawej) powstały po przesunięciu o $m = 80$ wierszy i $n = 120$ kolumn.

2.4.1.2. Odbicie symetryczne obrazu

Kolejna operacja geometryczna, która jest często wykonywana na obrazach to odbicie symetryczne względem zadanej prostej lub punktu. Wielokrotnie w praktyce zwiększania rozdzielczości obrazu, zachodzi potrzeba powielenia odpowiednio skrajnych wierszy, kolumn lub też dodania wierszy i kolumn mających ten sam poziom nasycenia. Dodawanie wierszy lub kolumn może nastąpić w różnej formie np. poprzez kolejne powielenie ostatniej kolumny czy wiersza na obrazie źródłowym lub poprzez odbicie względem osi OX czy OY skrajnego fragmentu obrazu.



Rys. 2.18 Obraz źródłowy (po lewej) i kolejno wynik odbicia obrazu źródłowego względem osi pionowej i poziomej .

2.4.1.3. Obrót obrazu

Kolejnym przekształceniem geometrycznym obrazu jest jego obrót o zadany kąt. Matematyczny obrót obrazu względem początku układu współrzędnych o zadany kąt α można dla każdego punktu obrazu napisać w postaci:

$$m_2 = m_1 \cdot \cos \alpha - n_1 \cdot \sin \alpha \quad (2.12)$$

$$n_2 = m_1 \cdot \sin \alpha + n_1 \cdot \cos \alpha \quad (2.13)$$

gdzie:

α – kąt obrotu,

m_1, m_2, n_1, n_2 – odpowiednio kolumna lub wiersz macierzy obrazu źródłowego i wynikowego.



Rys. 2.19 Przykład obrotu obrazu źródłowego (po lewej) o kąt -60° z obcięciem brzegów.

2.4.1.4. Zniekształcenie obrazu

Zniekształcenia obrazu mogą być realizowane wieloma sposobami bazującymi zarówno na lokalnych jak i globalnych zmianach wartości poszczególnych elementów macierzy.



Rys. 2.20 Obraz przed zniekształceniem i po zniekształceniu funkcją *sinus*.

2.4.2. Przekształcenia punktowe

Cechą charakterystyczną punktowych przekształceń obrazu jest to, że poszczególne elementy obrazu (punkty - piksele) modyfikowane są niezależnie od stanu elementów sąsiadujących. Innymi słowy, jeden punkt obrazu wynikowego otrzymywany jest w wyniku wykonania określonych operacji na pojedynczym punkcie obrazu wejściowego. Dzięki tak prostej regule, operacje jednopunktowe mogą być wykonywane stosunkowo łatwo i szybko nawet na bardzo dużych obrazach. Do najprostszych operacji punktowych zaliczamy: utworzenie negatywu, rozjaśnienie lub zaciemnienie obrazu. Przekształcenia jednopunktowe (inaczej zwane jako anamorficzne) wykonywane są zwykle z zastosowaniem operacji LUT, wykorzystującej z góry przygotowane tablice korekcji.

2.4.2.1. Przekształcenia oparte na przekształcaniu pojedynczych punktów

Jak wspomniano wyżej, przekształcenia punktowe realizowane są zwykle w taki sposób, że wymagane operacje wykonuje się na poszczególnych pojedynczych punktach źródłowego obrazu, otrzymując w efekcie pojedyncze punkty obrazu wynikowego.

Operacje te charakteryzują się następującymi cechami:

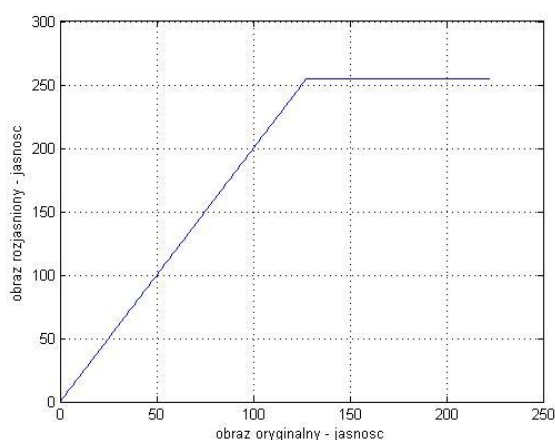
- modyfikowana jest jedynie wartość (np. stopień jasności) poszczególnych punktów obrazu, relacje geometryczne pozostają bez zmian.
- jeżeli wykonywana jest funkcja ściśle monotoniczna (rosnąca lub malejąca), to zawsze istnieje operacja odwrotna, sprowadzająca obraz wynikowy na wejściowy. Jeżeli zastosowana funkcja nie jest ściśle monotoniczna, pewna część informacji jest bezpowrotnie tracona.
- operacje te mają jedynie za zadanie lepsze uwidocznienie pewnych treści już zawartych w obrazie. Nie wprowadzają one żadnych nowych informacji do obrazu.

Bezpośrednim widocznym efektem przekształceń punktowych jest więc zawsze zmiana skali jasności obrazu bez zmiany geometrii widocznych na obrazie obiektów (Rys. 2.21).



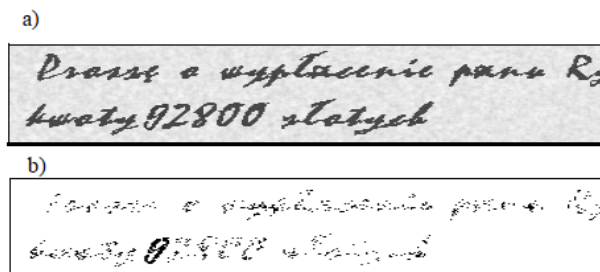
Rys. 2.21 Przekształcenia punktowe w dziedzinie jasności.

Mimo bardzo prostego matematycznie charakteru, przekształcenia punktowe bardzo radykalnie modyfikują subiektywne wrażenie, jakie uzyskujemy oglądając obraz. Czasem prowadzi to do krańcowego zniekształcenia obrazu, czasem jednak pozwala wykryć lub uwypuklić pewne cechy obrazu praktycznie niewidoczne, gdy się ogląda obraz oryginalny. Najprostszym przykładem takiego przekształcenia uwypuklającego pewne cechy obrazu może być transformacja polegająca na uwidocznieniu na wynikowym obrazie wyłącznie niektórych poziomów szarości źródłowego obrazu – z pominięciem wszystkich innych. Widoczna na rysunku zależność (Rys. 2.22) podaje na pionowej osi wartości $L'(m, n)$ jakie zostaną przypisane pikselom na obrazie wynikowym, gdy na obrazie źródłowym odpowiednie piksele będą miały wartości $L(m, n)$ podane na osi poziomej.



Rys. 2.22 Zależność pomiędzy jasnością pikseli obrazu przekształconego i obrazu źródłowego na przykładzie pierwszego i drugiego obrazu z (Rys. 2.21).

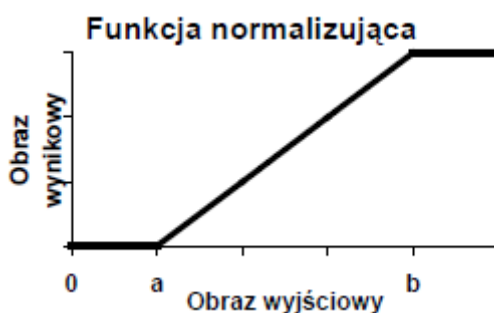
Na tej zasadzie można wykrywać i uwidaczniać subtelne różnice w obrazach np. w kryminalistyce (Rys. 2.23), a także w diagnostyce medycznej, gdzie wykrywa się i sztucznie podkreśla subtelne różnice poszczególnych narządów i tkanek na zobrazowaniach rentgenowskich i ultrasonograficznych.



Rys. 2.23 a) obraz tekstu zawierającego fałszerstwo, b) obraz przekształcony z wykorzystaniem zależności przedstawionej powyżej do ujawnienia fałszerstwa czeku [104].

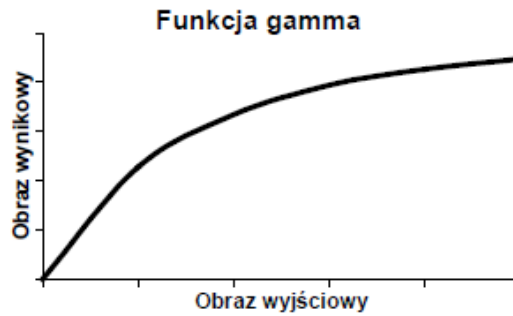
Wadą omówionych wyżej odwzorowań punktów, wykorzystujących głównie arbitralnie określone przez badacza przekodowanie stopni szarości obrazu, jest to, że reguła przekształcenia musi być każdorazowo wymyślona przez osobę analizującą obraz – a to w ogólnym przypadku wcale nie jest łatwe. Obraz źródłowy zawiera 256 rozróżnialnych poziomów szarości, jak w tej sytuacji stwierdzić, które poziomy wzmocnić, a które osłabić? Możliwych kombinacji może być bardzo wiele i można spędzić nad poszukiwaniem tej właściwej dużo czasu. Dla ogólnego polepszenia jakości obrazu (bez określania z góry, czego szuka się w obrazie) można użyć następujących dwóch wygodnych przekształceń:

- normalizacja – polega na sprawdzeniu przedziału zmian wartości punktów wyjściowego obrazu do pewnego, ustalonego zakresu (Rys. 2.24). Operacja ta zazwyczaj poprzedza lub kończy inne przekształcenie obrazu (w szczególności arytmetyczne).



Rys. 2.24 Funkcja normalizująca [104].

- modulacja (korekcja) gamma – mająca za zadanie korekcję nadmiernego kontrastu obrazu wyjściowego (Rys. 2.25). Wykorzystywana funkcja ma postać: $x \rightarrow x^\gamma$, gdzie γ – stały wskaźnik, zazwyczaj liczba naturalna.



Rys. 2.25 Funkcja gamma [104].

2.4.2.2. Przekształcenia oparte na arytmetycznym przeliczaniu pojedynczych punktów

Na drodze arytmetycznej można wykonywać dowolne przekształcenia punktowe. Zakłada się wtedy, że dla każdej pary dyskretnych współrzędnych m i n (gdzie $m \in [0, M - 1]$ i $n \in [0, N - 1]$), wskazujących jeden piksel na obrazie źródłowym, obliczana jest pewna funkcja Ψ w wyniku czego piksele obrazu wynikowego $L'(m, n)$ są obliczane na podstawie pikseli obrazu źródłowego $L(m, n)$ poprzez wykonanie operacji wynikającej z właściwości funkcji Ψ :

$$L'(m, n) = \Psi(L(m, n)) \quad (2.14)$$

Przykładami najprostszych arytmetycznie realizowanych przekształceń punktowych mogą być:

- dodanie do obrazu liczby χ (dodatniej lub ujemnej):

$$L'(m, n) = L(m, n) + \chi \quad (2.15)$$

po wykonaniu warunku może być konieczna normalizacja obrazu $L'(m, n)$ celem zapewnienia warunku:

$$L(m, n) \in N \quad (2.16)$$

gdzie N oznacza zbiór liczb całkowitych z przedziału $[0, 2^B - 1]$, a B jest przyjętą liczbą bitów dla reprezentacji jednego punktu obrazu. Przekształcenie to przesuwca cały obraz w kierunku jaśniejszej lub ciemniejszej części przyjętej palety stopni szarości, co często pozwala zauważyć obiekty lub szczegóły uprzednio niedostrzegane gołym okiem.

- przemnożenie obrazu przez liczbę γ (dodatnią lub ujemną):

$$L'(m, n) = \gamma L(m, n) \quad (2.17)$$

po wykonaniu przekształcenia może być konieczna normalizacja. Przekształcenie to zmniejsza lub zwiększa zróżnicowanie stopni szarości na obrazie. Zwiększenie zróżnicowania zwykle związane jest z utratą części informacji w następstwie procesu niezbędnej normalizacji.

- zastosowanie funkcji potęgowania w celu podwyższenia kontrastu w obszarze dużych wartości $L(m, n)$. Oznacza to przyciemnienie obrazu z silnym zróżnicowaniem

najciemniejszych partii. Najczęściej stosuje się przypadki $k = 2$ lub $k = 3$ (Rys. 2.26):

$$L'(m, n) = (L(m, n))^k \quad (2.18)$$

Funkcja potęgi musi być odpowiednio wyskalowana celem zapewnienia warunku:

$$L(m, n) \in N \quad (2.19)$$

gdzie N oznacza zbiór liczb naturalnych z przedziału $[0, 2^B - 1]$, a B jest przyjętą liczbą bitów dla reprezentacji jednego punktu obrazu.



Rys. 2.26 Wynik przekształcenia obrazu za pomocą funkcji potęgowej. Kolejno: obraz oryginalny, obraz przekształcony za pomocą funkcji potęgowej o współczynniku $k = 2$, obraz przekształcony za pomocą funkcji potęgowej $k = 3$.

- zastosowanie funkcji pierwiastkowej w celu podwyższenia kontrastu w obszarze małych wartości $L(m, n)$. Oznacza to rozjaśnienie obrazu z silnym zróżnicowaniem najjaśniejszych partii (Rys. 2.27):

$$L'(m, n) = \sqrt{L(m, n)} \quad (2.20)$$

Funkcja pierwiastka musi być odpowiednio wyskalowana.



Rys. 2.27 Wynik przekształcenia obrazu za pomocą funkcji pierwiastkowej. Po lewej obraz oryginalny, po prawej przekształcony za pomocą odpowiednio wyskalowanej funkcji.

- zastosowanie funkcji logarymicznej w celu podwyższenia kontrastu w małych obszarach wartości $L(m, n)$. Oznacza to silne rozjaśnienie obrazu z bardzo silnym zróżnicowaniem najjaśniejszych partii:

$$L'(m, n) = \log(L(m, n) + 1) \quad (2.21)$$

Funkcja logarymiczna musi być odpowiednio wyskalowana.

2.4.2.3. Realizacja przekształceń punktowych z użyciem LUT

Na pozór może się wydawać, że wykonywanie operacji np. logarytmicznych wszystkich punktów obrazu może być pracochłonne. Tymczasem w rzeczywistości wszystkie wymienione czynności mogą być wykonane bardzo szybko, dzięki powszechnemu stosowaniu w przekształceniach punktowych obrazów operacji typu LUT (ang. *Loop Up Tables*). W operacji tej do przekształcenia wartości poszczególnych punktów obrazu używa się przygotowanych a priori tabel przekodowania, inaczej zwanych tablicami korekcji. Możliwość przygotowania tabeli przekodowania wynika z faktu, że przy ograniczonej i dyskretnej skali jasności obrazu dla każdego piksela obrazu źródłowego ulokowanego w punkcie (m, n) ($m \in [0, M - 1], n \in [0, N - 1]$) zachodzi warunek:

$$L(m, n) \in N \quad (2.22)$$

gdzie N oznacza zbiór liczb całkowitych z przedziału $[0, 2^B - 1]$, a B jest przyjętą liczbą bitów dla reprezentacji jednego punktu obrazu. Zbiór N zawiera na ogół skończoną i niewielką liczbę wartości, można więc dla każdej z tych wartości $x \in N$ z góry obliczyć wartość funkcji $\Psi(x)$ a następnie zbudować tabelę (Tabela 1), w której zestawione będą wartości funkcji $\Psi(x)$ dla wszystkich wartości x należących do przedziału $[0, 2^B - 1]$.

Tabela 1 Struktura tablicy przekodowania obrazu, wykorzystywanej w operacji LUT [104].

<i>stara wartość</i>	<i>nowa wartość</i>
00000000	X1
00000001	X2
.....	...
11111111	X256

Przy posługiwaniu się tabelą przekodowań wykonywanie operacji punktowych, jest bardzo proste i szybkie. Wartość piksela obrazu źródłowego $L(m, n)$ staje się adresem (numerem wiersza w tabeli), zaś wartość odpowiedniego piksela dla obrazu wynikowego $L'(m, n)$ jest po prostu odczytywana z tabeli i może być natychmiast wykorzystana – niezależnie od stopnia złożoności funkcji $\Psi(x)$.

2.4.2.4. Wyrównywanie histogramu

Często stosowanym przekształceniem jednopunktowym jest wyrównywanie histogramu. Polega ono na takim przekształceniu jasności poszczególnych punktów obrazu, aby ilość punktów o jasności leżącej w każdym z równych przedziałów histogramu była w przybliżeniu taka sama. Transformacja ta zostanie poniżej dokładnie omówiona, ponieważ ma duże znaczenie praktyczne. Zanim to jednak nastąpi konieczne będzie wyjaśnienie, czym jest histogram obrazu. Histogram obrazu jest bardzo prostą i użyteczną funkcją, pozwalającą w sposób globalny scharakteryzować obraz. Formalnie histogram można określić jako funkcję $h(i)$ zdefiniowaną w następujący sposób:

$$h(i) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} p\left(\frac{i}{(m, n)}\right) \quad (2.23)$$

gdzie:

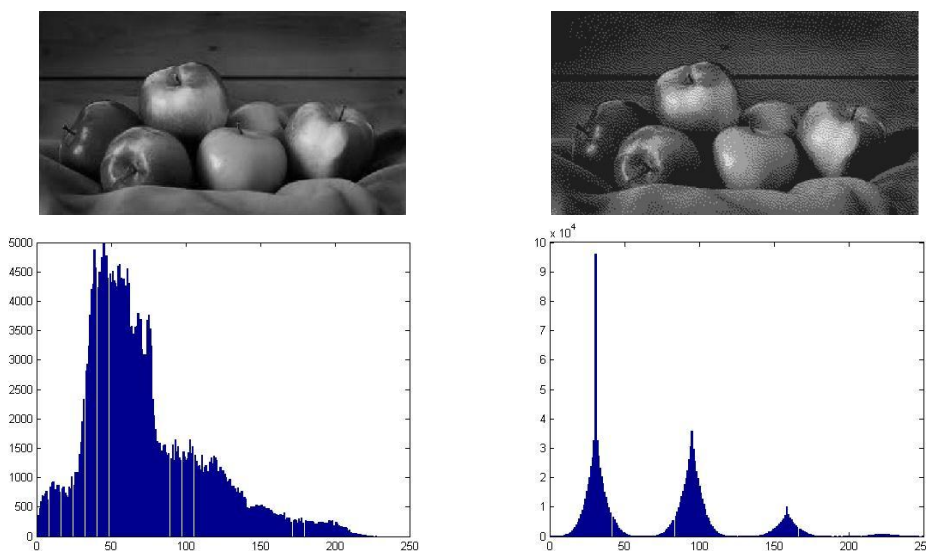
$$i = 0, 1, \dots, 2^B - 1$$

$$p\left(\frac{i}{(m, n)}\right) = \begin{cases} 1 & \text{gdy } L(m, n) = i \\ 0 & \text{w przeciwnym przypadku} \end{cases}$$

W praktyce oznacza to, że poszczególne składowe funkcji $h(i)$ oznaczają po prostu liczbę pikseli o jasności i występujących w obrazie. Można to przedstawić w postaci tabeli (Tabela 2) lub w postaci wykresu, na którego poziomej osi odkładane są kolejne możliwe wartości stopni szarości $i = 0, 1, \dots, 2^B - 1$, a wartości funkcji $h(i)$ pokazuje się w postaci słupków ustawionych w punktach odpowiadających kolejnym wartościom i (Rys. 2.28). Wyskalowanie osi pionowej takiego wykresu pozwala na ustalenie, jaka jest liczba punktów o określonej szarości, co umożliwi dokonanie pewnych ilościowych oszacowań dotyczących struktury i zawartości obrazu.

Tabela 2 Przedstawienie histogramu w postaci tabelarycznej [104].

<i>poziomy szarości</i>	<i>ilość pikseli</i>
00000000	K_1
00000001	K_2
.....	...
11111111	K_{256}



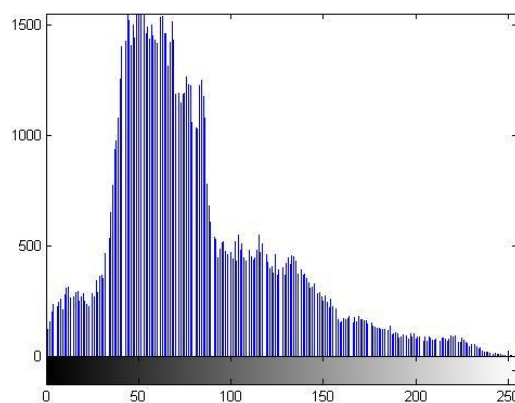
Rys. 2.28 Przykładowe obrazy (u góry) i ich histogramy (u dołu).

Analizując histogram można uzyskać wiele cennych informacji na temat rozpatrywanego obrazu. Na przykład można zauważyć, że wartość $h(i)$ może być zerowa dla wielu wartości i , co oznacza, że dostępne poziomy kwantowania wykorzystywane są nieefektywnie. Może to występować w obrazach, w których pewne poziomy szarości zostały usunięte, również sytuacje takie zdarzają się kiedy dynamika obrazu jest mała i zakres dozwolonych poziomów szarości nie jest poprawnie wykorzystany. Na ogół, jeżeli brakuje niektórych poziomów szarości

w histogramie, to przyczyną są niedoskonałości przetwornika analogowo-cyfrowego [104]. Takiemu mankamentowi obrazu można zaradzić dokonując operacji równoważenia histogramu. Operacja ta polega na zmianie położenia (wzdłuż poziomej osi, odpowiadającej stopniom szarości poszczególnych pikseli) kolejnych słupków, zawierających zliczenia liczby pikseli o zadanej szarości. W przypadku tej operacji stosuje się następujące kryterium – jeżeli założymy, że dla pewnych liczb całkowitych m i n należących do dziedziny funkcji $h(i)$ spełniony jest warunek $h(m) > 0$ i $h(n) > 0$ i równocześnie $h(i) = 0$ dla wszystkich $m < i < n$, to wówczas należy tak przemieszczać punkty m i n by minimalizować wartość Q wyznaczaną ze wzoru:

$$Q = \left| \frac{\sum_{i=0}^{2^B-1} h(i)}{2^B - 1} - \frac{h(m)}{n - m} \right| \quad (2.24)$$

Oczywiście przemieszczanie punktów m i n , polega w istocie na tym, że zmienia się (za pomocą odpowiednich operacji typu LUT) stopnie szarości określonych punktów na obrazie (Rys. 2.28 i Rys. 2.29).



Rys. 2.29 Obraz po wyrównaniu histogramu (z Rys. 2.28) i jego histogram.

2.4.2.5. Punktowe operacje wykonywane na dwu obrazach

Operacjom punktowym mogą podlegać także dwa obrazy $L_1(m, n)$ i $L_2(m, n)$, dające w rezultacie trzeci obraz (wynikowy) $L'(m, n)$. Przyjmując, że określona jest pewna dwuargumentowa (skalarna) funkcja Φ możemy w ogólny sposób zapisać te przekształcenia w postaci:

$$L'(m, n) = \Phi(L_1(m, n), L_2(m, n)) \quad (2.25)$$

Do podstawowych dwuargumentowych operacji punktowych należą:

- dodanie dwóch obrazów,
- odjęcie dwóch obrazów,
- przemnożenie dwóch obrazów,
- kombinacja dwóch obrazów.

Przekształcenie arytmetyczne dwuargumentowe polega na przeprowadzeniu odpowiedniej operacji arytmetycznej na odpowiadających sobie punktach obrazów wyjściowych i zapisanie wynikowego elementu do obrazu końcowego (finalnego).

Dodawanie dwóch obrazów (ang. *blending*) wykonuje się najczęściej w celach trickowych („montaż cyfrowy”) (Rys. 2.30).



Rys. 2.30 Operacja dodania dwóch obrazów. Kolejno: obrazy oryginalne i obraz po wprowadzonych zmianach.

Interesujące możliwości, szczególnie ważne z punktu widzenia zastosowań praktycznych, tkwią w operacji odejmowania obrazów. Odjęcie dwóch obrazów jest podstawowym sposobem wykrycia zmian na obrazach np. ruchomych obiektów w systemach automatycznego zabezpieczenia określonych obiektów.

Interesujące wyniki uzyskuje się podczas mnożenia przez siebie dwóch odpowiednio dobranych obrazów. Można także mnożyć każdy piksel obrazu przez zadaną wartość.



Rys. 2.31 Obraz wejściowy i obraz, którego wartości pikseli zostały pomnożone przez 2.

Ciekawe możliwości wiążą się z tworzeniem kombinacji liniowych dwóch lub większej liczby obrazów (Rys. 2.32). Jediną różnicą pomiędzy standardowym sposobem dodawania obrazów, a ich kombinacją jest określenie wagi z jaką poszczególne obrazy zostaną do siebie dodane. Jeżeli za współczynnik kombinacji obrazów $L_1(m, n)$ i $L_2(m, n)$ przyjmijemy współczynnik k , to wynikiem kombinacji obrazów będzie obraz $L'(m, n)$ określony wzorem (2.26):

$$L'(m, n) = k(L_1(m, n)) + ((1 - k)L_2(m, n)) \quad (2.26)$$

gdzie:

k – współczynnik zawartości obrazu źródłowego $L_1(m, n)$ w obrazie wynikowym $L'(m, n)$.



Rys. 2.32 Operacja kombinacji liniowych dwóch obrazów. Kolejno: obraz oryginalny L_1 i L_2 oraz obraz wynikowy L' ze współczynnikiem $k = 0,5$.

2.4.2.6. Binaryzacja

Jedną z ważniejszych czynności punktowego przetwarzania obrazu jest binaryzacja, występująca prawie zawsze jako czynność poprzedzająca analizę obrazu, a także bardzo przydatna w procesie rozpoznawania. Celem binaryzacji jest radykalna redukcja ilości informacji zawartej w obrazie. Przeprowadzenie procesu binaryzacji polega na tym, aby obraz mający wiele poziomów szarości zmienić na obraz, którego piksele mają wyłącznie wartości 0 i 1. Binaryzacja może zostać przeprowadzona na wiele sposobów. Poniżej przedstawiono najczęściej wykorzystywane metody:

- binaryzacja z dolnym progiem

$$L'(m, n) = \begin{cases} 0; & L(m, n) \leq a \\ 1; & L(m, n) > a \end{cases} \quad (2.27)$$

gdzie:

$L(m, n)$ – jasność punktu w obrazie źródłowym $L(m, n) \in [0, 2^B - 1]$,

$L'(m, n)$ – wartość odpowiedniego punktu w obrazie wynikowym $L'(m, n) \in \{0,1\}$

a – próg binaryzacji.

- binaryzacja z górnym progiem

$$L'(m, n) = \begin{cases} 0; & L(m, n) \geq a \\ 1; & L(m, n) < a \end{cases} \quad (2.28)$$

- binaryzacja z podwójnym ograniczeniem

$$L'(m, n) = \begin{cases} 0; & L(m, n) \leq a_1 \\ 1; & a_1 \leq L(m, n) \leq a_2 \\ 0; & L(m, n) > a_2 \end{cases} \quad (2.29)$$

gdzie dodatkowo:

a_1, a_2 – progi binaryzacji, $a_1 < a_2$.

- binaryzacja warunkowa (z histerezą)

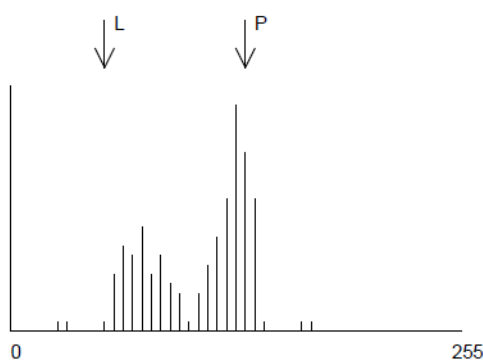
$$L'(m, n) = \begin{cases} 0; & L(m, n) \leq a_1 \\ s; & a_1 \leq L(m, n) \leq a_2 \\ 0; & L(m, n) > a_2 \end{cases} \quad (2.30)$$

gdzie dodatkowo:

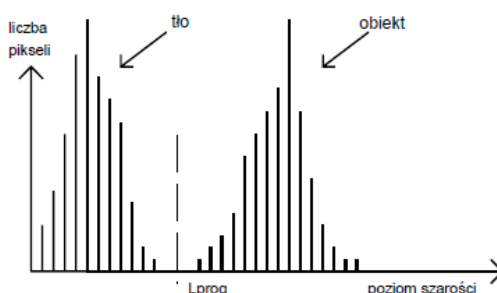
s – wartość sąsiadujących punktów, $s \in \{0,1\}$.

- binaryzacja wielokryterialna (ang. *multithresholding*) – binaryzacja przeprowadzana jest niezależnie na wielu obszarach obrazu, znacznie różniących się poziomem jasności.

Przy wykonywaniu binaryzacji obrazu podstawowym problemem jest odpowiedni wybór progu binaryzacji, oznaczany w podanych powyżej wzorach jako a . Najczęściej w celu znalezienia właściwej wartości progu a , tworzy się histogramy obrazu. W najprostszym (dość często spotykanym przypadku) przypadku, histogram taki ma postać dwugarbnej krzywej (Rys. 2.33). Taki kształt histogramu oznacza, że na obrazie dają się wyróżnić dwa rodzaje stosunkowo często występujących punktów: ciemne, których szarości grupują się w postaci skupiska oznaczonego literą L, oraz jasne, których szarości tworzą skupisko oznaczone na histogramie literą P. Zależnie od okoliczności mogą nas interesować albo te pierwsze, albo te drugie (jasne obiekty na ciemnym tle lub ciemne obiekty na jasnym tle). Do ich wydzielenia możemy zastosować filtrację z dolnym lub górnym progiem. Niezależnie jednak o tego, która z wymienionych ewentualności istotnie ma miejsce, wartość progu a , należy tak ustalić by przypadła na środek „doliny” między pokazanymi skupiskami (Rys. 2.34).



Rys. 2.33 Przykładowy histogram obrazu ukazujący przynależność pikseli do dwóch klas [104].

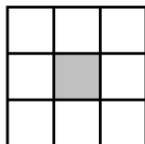


Rys. 2.34 Rysunek poglądowy przedstawiający położenie progu binaryzacji [104].

2.4.3. Kontekstowa filtracja obrazu

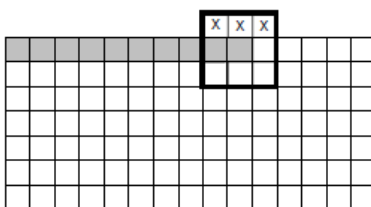
Przekształcenia przy pomocy filtrów (kontekstowe) polegają na modyfikacji poszczególnych elementów obrazu w zależności od stanu ich samych i ich otoczenia. Ze względu na tę kontekstowość operacje filtracji mogą wymagać dość długiego czasu. W celu otrzymania jednego punktu obrazu wynikowego, należy poddać określonym przekształceniom zarówno odpowiadający mu punkt obrazu źródłowego jak i kilka (do kilkudziesięciu) punktów z jego

otoczenia (Rys. 2.35). Przekształcenia wchodzące w skład filtracji obrazu są algorytmicznie proste i regularne, ponadto mogą być wykonywane na wszystkich punktach obrazu jednocześnie, bez konieczności uwzględniania przy przetwarzaniu jednego piksela wyników przetwarzania innych pikseli.



Rys. 2.35 Struktura kontekstu piksela, wykorzystywana typowo podczas filtracji [104].

Z powodu kontekstowości wykonywanych operacji, filtracja z reguły nie może dotyczyć pikseli znajdujących się bezpośrednio na brzegu obrazu, ponieważ dla odpowiedniej funkcji wieloargumentowej, będącej matematycznym zapisem reguły działania filtru, brakować będzie wartości argumentów oznaczonych symbolem X (Rys. 2.36).



Rys. 2.36 Rysunek poglądowy obrazujący niemożność wykonywania operacji kontekstowych dla punktów położonych bezpośrednio na brzegu obrazu [104].

Mimo wskazanego ograniczenia, kontekstowe operacje filtracji obrazu są bardzo często wykorzystywane w przetwarzaniu i analizie obrazu. Operacje te w odróżnieniu od operacji punktowych istotnie zmieniają zawartość obrazu, w tym także geometrię widocznych na obrazie obiektów. Pozwalają one dzięki temu w efektywny sposób pozbyć się z obrazu pewnych niepożądanych obiektów (zakłóceń, szumów) lub wydobyć z niego pewne, nieuchwytnie na pierwszy rzut oka, użyteczne informacje.

W praktycznych zastosowaniach filtry wykorzystywane są zazwyczaj do realizacji następujących celów:

- stłumienie w obrazie niepożądanego szumu,
- wzmocnienie w obrazie pewnych elementów zgodnych z posiadanym wzorcem,
- usunięcie określonych wad z obrazu,
- poprawa obrazu o złej jakości technicznej,
- rekonstrukcja obrazu, który uległ częściowemu zniszczeniu.

Z matematycznego punktu widzenia filtr jest pewną funkcją (wieloargumentową) przekształcającą jeden obraz w drugi metodą „piksel po pikselu”. Właściwości filtru wynikają wprost z analitycznych własności realizującej go funkcji.

Wyróżniamy następujące typy filtrów:

- liniowe – wykonujące operację filtracji w oparciu o pewną liniową kombinację wybranych pikseli obrazu wejściowego,
- nieliniowe – wykonujące operację filtracji w oparciu o pewną nieliniową kombinację wybranych pikseli obrazu wejściowego.

Filtry liniowe są zwykle prostsze w wykonaniu, natomiast filtry nieliniowe mają z reguły bogatsze możliwości.

2.4.3.1. Filtry liniowe

Filtry zaliczane są do liniowych, jeżeli funkcja je realizująca spełnia dwa warunki liniowości:

- jest addytywna

$$\varphi(f + g) = \varphi(f) + \varphi(g) \quad (2.31)$$

- oraz jednorodna

$$\varphi(\lambda f) = \lambda \varphi(f), \lambda \in \mathfrak{R} \quad (2.32)$$

gdzie:

φ – funkcja realizująca filtr,

f, g – obrazy podlegające filtracji.

W praktyce najczęściej wykorzystywane są filtry spełniające dodatkowo warunek niezmienności względem przesunięcia:

$$\varphi(f_{\vec{h}}) = [\varphi(f)]_{\vec{h}} \quad (2.33)$$

gdzie dodatkowo:

\vec{h} – wektor przesunięcia.

Spełnienie tego warunku oznacza, że każdy punkt obrazu przekształcany jest w identyczny sposób.

Filtry liniowe wykorzystywane są często, gdyż są proste w implementacji. Jednocześnie odpowiadają one intuicyjnym oczekiwaniom badaczy poszukujących odpowiednich przekształceń swych obrazów.

2.4.3.2. Konwolucja

Przy rozpatrywaniu funkcji realizujących filtry liniowe wygodnie jest się posłużyć pojęciem konwolucji, zwanej także splotem funkcji. Konwolucja została zdefiniowana następującym wzorem:

$$g(x) = (f \times h)(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x-t) h(t) dt \quad (2.34)$$

gdzie:

f, h – splatane funkcje.

Splot (g) jest zdefiniowany na całym \mathfrak{R} , natomiast iloczyn $f(x-t)h(t)$ jest całkowny na całym \mathfrak{R} , ale funkcja h może mieć skończoną dziedzinę. W takim przypadku konwolucja wykorzystująca funkcję h staje się filtrem.

Konwolucja posiada pewne własności, które są bardzo pomocne w praktycznej realizacji filtrowania.

Do własności tych należą m.in.:

- łączność – własność ta pozwala na rozdzielenie filtrowania dowolnie dużą matrycą na kolejne filtrowanie przy pomocy małych matryc,
- rozdzielność – pozwala rozdzielić filtrację dwuwymiarowego obrazu jako złożenie filtracji jednowymiarowych.

2.4.3.3. Konwolucje dyskretne

W komputerowej analizie obrazu dziedzina funkcji $L(m, n)$ jest dwuwymiarowa i dyskretna, co wynika z cyfrowej reprezentacji obrazu. Konwolucję dla dwuwymiarowego dyskretnego obrazu można zapisać w następujący sposób [104]:

$$L'(m, n) = (w \times L)(m, n) = \sum_{i, j \in K} L(m - i, n - j)w(i, j) \quad (2.35)$$

gdzie:

$L'(m, n)$ – wartość funkcji w danym punkcie na obrazie wynikowym,

$w(i, j)$ – tablica współczynników filtru,

K – okno filtru.

Filtry definiowane są jako tablice współczynników $w(i, j)$. Współczynniki te wraz z odpowiednimi elementami obrazu $L(m - i, n - j)$, znajdującymi się w oknie K rozlokowanym wokół punktu o współrzędnych (m, n) służą łącznie do obliczenia funkcji $L'(m, n)$ w danym punkcie na obrazie wynikowym. Głównym zagadnieniem wymagającym rozważenia jest problem normalizacji. Współczynniki $w(i, j)$ wybiera się zwykle w taki sposób, by były liczbami całkowitymi. Przyjęcie całkowitych współczynników wielokrotnie przyspiesza obliczenia niezbędne do obliczenia funkcji $L'(m, n)$ w danym punkcie na obrazie wynikowym. Jednak przy całkowitoliczbowych wartościach $w(i, j)$ po wykonaniu wymaganych działań uzyskane wartości wynikowych pikseli obrazu wyjściowego nie będą spełniały warunków normalizacji $L'(m, n) \in [0, 2^B - 1]$. Dlatego pełna operacja filtracji konwulacyjnej musi obejmować czynności normalizacji. Dla filtrów eliminujących proste zakłócenia dla których wszystkie współczynniki spełniają warunek $w(i, j) \geq 0$, możliwe jest zastosowanie stosunkowo prostej techniki normalizacji danej wzorem [104]:

$$L'(m, n) = \frac{1}{\sum_{(i, j) \in K} w(i, j)} \sum_{(i, j) \in K} L(m - i, n - j)w(i, j) \quad (2.36)$$

Sytuacja komplikuje się w przypadku operatorów odwołujących się do współczynników $w(i, j)$ przyjmujących zarówno wartości dodatnie jak i ujemne. W takich przypadkach operacja normalizacji musi odwoływać się do rzeczywistych, uzyskanych po przetworzeniu obrazów wartości $\min L'(m, n)$ oraz $\max L'(m, n)$ oraz opierać się na wzorze [104]:

$$L''(m, n) = \frac{L'(m, n) - \min L'(m, n)}{\max L'(m, n) - \min L'(m, n)} 2^B \quad (2.37)$$

Postać otoczenia K oraz liczba elementów wchodzących w jego skład są swobodnie wybierane przez projektantów filtrów. Najczęściej spotykane rozwiązanie to rozpatrywanie otoczenia K punktu (m, n) w postaci kwadratowego okna o wielkości 3×3 , wtedy tablica współczynników $w(i, j)$ przyjmuje postać:

$$\begin{bmatrix} w(1,1) & w(1,0) & w(1,-1) \\ w(0,1) & w(0,0) & w(0,-1) \\ w(-1,1) & w(-1,0) & w(-1,-1) \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

w uproszczonej postaci:

$$\begin{bmatrix} w_{11} & w_{10} & w_{1-1} \\ w_{01} & w_{00} & w_{0-1} \\ w_{-11} & w_{-10} & w_{-1-1} \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Taka wielkość okna daje filtrowi wygodne właściwości, m.in. rozważany punkt $L'(m, n)$ może być umieszczony dokładnie w środku stosowanego okna filtracji.

Używanie macierzy współczynników, w której indeksy przyjmują dwa i to zarówno dodatnie jak i ujemne wartości z praktycznego punktu widzenia jest niewygodne. W związku z tym przyjęto notację uproszczoną, wykorzystującą jedynie kolejne numery współczynników:

$$\begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 \\ w_4 & w_5 & w_6 \\ w_7 & w_8 & w_9 \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

W tym przypadku funkcja realizująca proces filtracji (z użyciem konwolucji) może być zapisana w następujący sposób [104]:

$$\begin{aligned} L'(m, n) = & w_1 L(m-1, n-1) + w_2 L(m-1, n) + w_3 L(m-1, n+1) \\ & + w_4 L(m, n-1) + w_5 L(m, n) + w_6 L(m, n+1) \\ & + w_7 L(m+1, n-1) + w_8 L(m+1, n) + w_9 L(m+1, n+1) \end{aligned} \quad (2.41)$$

Odpowiednio dobierając współczynniki $w(i, j)$ można budować filtry o różnych właściwościach.

2.4.3.4. Filtry dolnoprzepustowe

Najbardziej typowe zastosowanie filtracji polega na usuwaniu zakłóceń z obrazu. Przy tego typu zastosowaniu korzystne jest używanie prostego filtru uśredniającego, którego macierz konwolucji ma postać:

$$\begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 \\ w_4 & w_5 & w_6 \\ w_7 & w_8 & w_9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

Filtr uśredniający usuwa drobne zakłócenia z obrazu poprzez ich rozmycie, przez co dodatkowo zniekształca obiekty występujące na obrazie. Rozmywa ich kontury, co powoduje pogorszenie rozpoznawalności obiektów.

2.4.3.5. Filtry górnoprzepustowe - gradienty

Podobnie jak przy przetwarzaniu innych sygnałów tak i w przypadku przetwarzania obrazów zastosowanie mają filtry górnoprzepustowe. Filtry tego typu służą do wydobycia z obrazu elementów takich jak: kontury, krawędzie, drobne elementy faktury itp. Popularnie mówi się, że filtry górnoprzepustowe dokonują wyostrenia sygnału, czyli uwypuklenia krawędzi obiektów na obrazie.

Krawędź jest to linia (w najprostszym przypadku prosta) oddzielająca obszary o różnej jasności L_1, L_2 . Prosty model matematyczny krawędzi ma postać skoku jednostkowego w zerze:

$$i(z) = \begin{cases} 1; & z > 0 \\ \frac{1}{2}; & z = 0 \\ 0; & z < 0 \end{cases} \quad (2.43)$$

Zachodzi więc zależność:

$$i(z) = \int_{-\infty}^z \delta(t) dt \quad (2.44)$$

gdzie:

$\delta(t)$ – delta Diraca.

Najprostszym przykładem filtru górnoprzepustowego jest gradient Roberta [88]. Macierz współczynników $w(i, j)$ dla tego gradientu może być przedstawiona w następującej postaci:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

Gradient Roberta generuje zarówno dodatnie jak i ujemne wartości pikseli, dlatego też wskazane jest przeskalowanie obrazu wynikowego lub uwzględnienie wartości bezwzględnej rozpatrywanych pikseli. W przypadku skalowania tło obrazu z reguły staje się szare, piksele dodatnie ciemnieją, a ujemne jaśnieją. Przyjmowanie wartości bezwzględnej pikseli prowadzi natomiast do rozmywania i ukrywania informacji odnośnie wartości pikseli (zacierają się granice pomiędzy dodatnimi i ujemnymi pikselami).

2.4.4. Przekształcenia widmowe

Przekształcenia widmowe są pod wieloma względami podobne do filtracji kontekstowych, z tą jedynie różnicą, że kontekstem wykorzystywanym we wszystkich operacjach jest cały obraz. Technika przekształceń widmowych polega na tym, że najpierw w oparciu o cały obraz obliczane jest dwuwymiarowe widmo obrazu (przy wykorzystaniu transformacji Fouriera), następnie widmo to podlega określonej modyfikacji (np. usuwa się składowe o wysokiej częstotliwości), a następnie dokonywana jest rekonstrukcja obrazu (z użyciem odwrotnej transformacji Fouriera). Taki sposób przetwarzania obrazu pozwala na wyjątkowo precyzyjne

kontrolowanie skutków dokonywanych transformacji, jednak z punktu widzenia jakości obrazu nie wnosi istotnie nowej jakości obrazu, a wiąże się ze znacznym obciążeniem komputera.

Obraz cyfrowy to uporządkowany i ponumerowany dwuwymiarowo zbiór liczb, inaczej mówiąc ciąg dwuwymiarowy o wartościach rzeczywistych:

$$L = \{L(m, n) \in \mathfrak{R} : m = 0, 1, \dots, M - 1; n = 0, 1, \dots, N - 1\} \quad (2.46)$$

Ze względu na podwójne indeksy oraz interpretację obrazu L jako funkcji określonej na dyskretnej dwuwymiarowej dziedzinie zastosowano zapis indeksów w nawiasach.

Zwykle wartości ciągu L są nie tylko rzeczywiste, ale nawet naturalne z przedziału na przykład $0 - 255$ – dla pikseli opisanych ośmiobitowo. Dla obrazu cyfrowego o rozmiarach $M \times N$ pikseli jego transformatę Fouriera określa się następująco [104], [126]:

$$F(i, k) = \beta_L \cdot \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} L(m, n) \cdot \exp\left(\frac{-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot m \cdot i}{M}\right) \cdot \exp\left(\frac{-j \cdot 2 \cdot \pi \cdot n \cdot k}{N}\right) \quad (2.47)$$

dla:

$$i = 0, 1, \dots, M - 1$$

$$k = 0, 1, \dots, N - 1$$

Gdzie:

β_L – współczynnik transformacji,

$j = \sqrt{-1}$ – jednostka urojona.

Operacja dwuwymiarowej odwrotnej transformacji Fouriera zdefiniowana jest wzorem:

$$L(m, n) = \beta_F \cdot \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} F(i, k) \cdot \exp\left(\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot m \cdot i}{M}\right) \cdot \exp\left(\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot n \cdot k}{N}\right) \quad (2.48)$$

dla:

$$m = 0, 1, \dots, M - 1$$

$$n = 0, 1, \dots, N - 1$$

gdzie:

β_F – współczynnik transformacji odwrotnej.

Aby operacje były wzajemnymi odwrotnościami musi zachodzić zależność:

$$\beta_L \cdot \beta_F = \frac{1}{M \cdot N} \quad (2.49)$$

W skrócie wyrażenie (2.47) można zapisać w postaci [126]:

$$F(i, k) = A(i, k) \cdot \exp[j \cdot \varphi(i, k)] \quad (2.50)$$

lub w postaci części urojonej i rzeczywistej:

$$F(i, k) = \text{Re}[F(i, k)] + j \cdot \text{Im}[F(i, k)] \quad (2.51)$$

lub w postaci fazy i amplitudy:

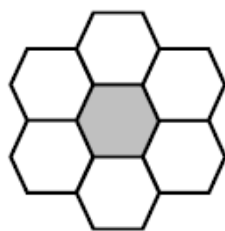
$$F(i, k) = A(i, k) \cdot \cos(\varphi(i, k)) + j \cdot A(i, k) \cdot \sin(\varphi(i, k)) \quad (2.52)$$

Wyrażenia (2.50) - (2.52) stanowią podstawę konstruowania tzw. F-obrazów fourierowskich odpowiedników obrazu rzeczywistego. Obrazy te są najczęściej przedstawiane w postaci dwóch trójwymiarowych wykresów w postaci zależności modułu amplitudy oraz fazy jako funkcji rozmiarów obrazu.

2.4.5. Przekształcenia morfologiczne

Przekształcenia morfologiczne są jednymi z najważniejszych operacji w komputerowej analizie obrazu. Przekształcenia te pozwalają na najbardziej złożone operacje, związane z analizą kształtu elementów obrazu, ich wzajemnego położenia oraz umożliwiają złożone procesy symulacji. Podstawowe przekształcenia morfologiczne są bowiem punktem wyjściowym do tworzenia bardziej złożonych operacji, związanych z analizą kształtu obiektów oraz ich wzajemnego rozmieszczenia. Posiadają jednak zasadniczą wadę, charakteryzującą się dużą złożonością obliczeniową na skutek której rozpowszechniły się one w analizatorach obrazu dopiero w drugiej połowie lat 80-tych [113].

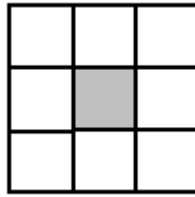
Fundamentalnym pojęciem przekształceń morfologicznych jest tzw. element strukturalny obrazu. Jest to pewien wycinek obrazu (przy dyskretnej reprezentacji obrazu pewien podzbiór) z wyróżnionym jednym punktem tzw. punktem centralnym. Najczęściej stosowanym elementem strukturalnym jest koło o promieniu jednostkowym. Przy wyborze rzeczywistego elementu strukturalnego nie bez znaczenia jest wybór siatki elementów obrazu. Wstępne informacje dotyczące siatek strukturalnych zostały przedstawione w podrozdziale 2.3.1 dotyczącym dyskretyzacji obrazu. Wówczas na (Rys. 2.10) przedstawiono dwa podstawowe modele wykorzystywanych siatek. Do najpopularniejszych siatek możemy zaliczyć siatki heksagonalne i kwadratowe (Rys. 2.37), (Rys. 2.38).



Rys. 2.37 Element strukturalny (koło o promieniu jednostkowym) na siatce heksagonalnej [104].

W ogólnym przypadku siatka heksagonalna jest lepsza, zapewnia następujące korzyści:

- podstawowy element strukturalny jest bardziej zbliżony do koła, analizowanego teoretycznie w większości przekształceń,
- podstawowy element strukturalny składa się z siedmiu elementów w porównaniu do dziewięciu przy siatce kwadratowej, co zmniejsza złożoność obliczeniową.



Rys. 2.38 Element strukturalny (koło o promieniu jednostkowym) na siatce kwadratowej [104].

Pomimo tych zalet najczęściej stosuje się siatkę kwadratową, gdyż jest ona tradycyjnie przyjmowana jako podstawowa i znacznie prostsza w realizacji.

Przekształcenie morfologiczne można zapisać następującym algorytmem:

- element strukturalny przemieszczany jest po całym obrazie i dla każdego punktu obrazu wykonywana jest analiza koincydencji punktów obrazu i elementu strukturalnego, przy założeniu że badany punkt obrazu jest punktem centralnym elementu strukturalnego,
- w każdym punkcie obrazu następuje sprawdzenie, czy rzeczywista konfiguracja pikseli obrazu w otoczeniu tego punktu zgodna jest z wzorcowym elementem strukturalnym,
- w przypadku wykrycia zgodności wzorca pikseli obrazu i szablonu elementu strukturalnego następuje wykonanie pewnej (ustalonej) operacji na badanym punkcie.

Warto zaznaczyć dość istotną cechę przekształceń morfologicznych, odróżniających je od wszystkich innych przekształceń i filtracji obrazów. Otóż przekształcenia punktowe transformują każdy punkt obrazu w taki sam sposób, bez względu na to jakich ma on sąsiadów. Filtry uzależniają wyniki od sąsiedztwa rozpatrywanego punktu, a przekształcenie wykonywane jest zawsze, nawet jeśli wartość obrazu w danym punkcie nie ulegnie zmianie. Przekształcenia morfologiczne natomiast przekształcają tylko tę część punktów obrazu, których otoczenie jest zgodne z elementem strukturalnym.

2.4.5.1. Erozja

Erozja jest podstawowym przekształceniem morfologicznym. Aby zdefiniować operację erozji zakłada się, że istnieje nieregularny obszar X i koło B o promieniu r , które będzie elementem strukturalnym. Jako punkt środkowy elementu strukturalnego przyjmuje się środek koła B . Wówczas erozję figury X elementem B można zdefiniować na dwa różne sposoby:

- figura zerodowana to zbiór wszystkich kół o promieniu r , które w całości zawarte są we wnętrzu obszaru X ,
- koło B przetacza się po wewnętrznej stronie brzegu figury. Kolejne położenia środka koła B wyznaczają brzeg figury zerodowanej.

W implementacji komputerowej erozja jednostkowa polega na usunięciu wszystkich tych punktów obrazu o wartości 1, które posiadają choć jednego sąsiada o wartości 0. Erozję można także interpretować matematycznie jako tzw. filtr minimalny, to znaczy taki operator, w którym każdemu punktowi przypisuje się minimum z wartości jego sąsiadów.

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Rys. 2.39 **Element strukturalny.**

Na rysunkach przybliżających elementy strukturalne poszczególne symbole będą miały następujące znaczenia:

0 – piksel o szarości mniejszej od tła („zgaszony”),

1 – piksel o szarości większej od tła („zapalony”),

x – piksel o dowolnej szarości.

Definicja I

Zakładamy, że obraz wyjściowy zawiera pewien obszar (figurę) X , wyróżniający się pewną charakterystyczną cechą np. odróżniający się od tła jasnością. Figura X po wykonaniu operacji erozji (figura zerodowana) to zbiór punktów centralnych wszystkich elementów strukturalnych, które w całości mieszczą się we wnętrzu obszaru X . Miarą stopnia erozji jest wielkość elementu strukturalnego. Im większy rozmiar wspomnianego elementu tym większa część brzegu podlegającego erozji figury zostanie usunięta [104].

Definicja II

Erozję można traktować jako filtr minimalny. Dzięki temu pojęcie erozji można rozszerzyć na obszary posiadające wiele stopni szarości, a nawet kolorowe. W przypadku obrazu posiadającego wiele poziomów jasności operację erozji wygodnie zapisać jako [104]:

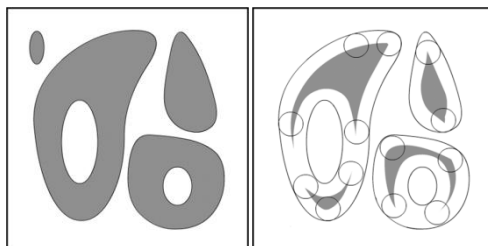
$$L'(m, n) = \min_{m_i, n_i \in B(m, n)} (L(m_i, n_i)) \quad (2.53)$$

gdzie:

$L(m, n)$ – jasność punktu o współrzędnych (m, n) ,

$B(m, n)$ – element strukturalny z punktem centralnym o współrzędnych (m, n) .

Erozję obrazu kolorowego można zdefiniować jako złożenie niezależnych erozji przeprowadzonych na jego poszczególnych składowych RGB. Wynik erozji obrazu kolorowego może jednak znacznie odbiegać od intuicyjnie spodziewanego rezultatu.



Rys. 2.40 **Przebieg erozji prostego obrazu.**
Po lewej obraz oryginalny, po prawej obraz poddany erozji.

Erozja posiada następujące cechy, mające duże znaczenie praktyczne:

- jest addytywna, co oznacza, że erozję o złożonej wielkości można interpretować jako złożenie odpowiedniej ilości erozji o wielkości jednostkowej,
- erozja złożonym elementem strukturalnym jest równoważna złożeniu erozji poszczególnymi elementami tego elementu strukturalnego,
- położenie punktu centralnego elementu strukturalnego nie ma większego znaczenia. Zmiana położenia punktu centralnego o dany wektor powoduje przesunięcie obrazu wynikowego o taki sam wektor.
- erozja ma zdolności do eliminacji drobnych szczegółów i wygładzania brzegu figury,
- erozja elementami strukturalnymi o podłużnym kształcie pozwala uwypuklić fragmenty obrazu zorientowane liniowo w tym samym kierunku, co element strukturalny,
- erozja dokonuje generalizacji obrazu, odizolowane, drobne wyróżnione obszary zostają usunięte. Brzegi wyróżnionych obszarów zostają wygładzone, ich długość zostaje zdecydowanie zmniejszona. Zmniejszone zostają także ich powierzchnie. Często większe wyróżnione obszary podzielone zostają na mniejsze. Zjawisko to jest wykorzystywane przy rozdzielaniu fragmentów obrazu np. celem ich policzenia. Zmniejsza się nasycenie obrazu.

2.4.5.2. Dylatacja

Dylatacja jest przekształceniem odwrotnym do erozji. Aby zdefiniować operację dylatacji zakłada się, że istnieje nieregularny obszar (figura) na obrazie X i koło B o promieniu r , które będzie elementem strukturalnym. Wówczas dylatację figury X elementem B można definiować na cztery różne sposoby:

- figura po dylatacji jest zbiorem środków wszystkich kół B , dla których choć jeden punkt pokrywa się z jakimkolwiek punktem figury wyjściowej,
- koło B przetacza się po zewnętrznej stronie brzegu figury. Kolejne położenie środka koła B wyznaczają brzeg figury po dylatacji,
- analogicznie, jak w przypadku erozji, dylatację można zdefiniować jako filtr maksymalny,
- dylatację można zdefiniować jako negatyw erozji negatywu obrazu, co w pełni oddaje fakt, że dylatacja jest przekształceniem odwrotnym do erozji.

Operację dylatacji można wykonać posługując się elementem przedstawionym na rysunku (Rys. 2.41):

x	x	x
x	0	x
x	x	x

Rys. 2.41 Element strukturalny dla dylatacji.

Jeżeli punkt centralny i otoczenie elementu strukturalnego (Rys. 2.41) zgadza się z lokalną konfiguracją punktów obrazu, to nowa wartość punktu centralnego obrazu przyjmuje wartość 1, ale pod warunkiem, że nie wszystkie wartości otoczenia obrazu są równe 0. W przeciwnym wypadku wartość punktu centralnego obrazu nie ulega zmianie.

Dylatację można zdefiniować na następujące sposoby:

Definicja I

Zakładamy, że obraz wyjściowy zawiera obszar X , wyróżniający się pewną charakterystyczną cechą np. jasnością. Figura przekształcona przez dylatację to zbiór punktów centralnych wszystkich elementów strukturalnych, których którykolwiek punkt mieści się we wnętrzu obszaru X . Miarą dylatacji jest wielkość elementu strukturalnego.

Definicja II

Dylatację można traktować jako filtr maksymalny. Rozpatrywane otoczenie lokalne punktu jest odpowiednikiem elementu strukturalnego. Dzięki temu pojęcie dylatacji można rozszerzyć na obrazy posiadające wiele stopni szarości, a nawet kolorowe. W przypadku obrazu posiadającego wiele poziomów jasności operację dylatacji wygodnie zapisać jest jako [104]:

$$L'(m, n) = \max_{m_i, n_i \in B(m, n)} (L(m_i, n_i)) \quad (2.54)$$

gdzie:

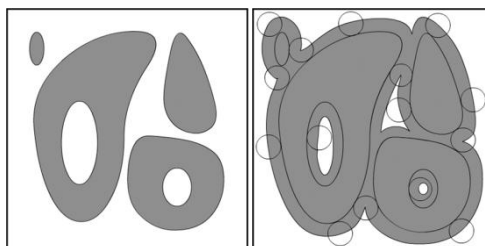
$L(m, n)$ – jasność punktu o współrzędnych (m, n) ,

$B(m, n)$ – element strukturalny z punktem centralnym o współrzędnych (m, n) .

Dylatację obrazu kolorowego można zdefiniować jako złożenie niezależnych dylatacji przeprowadzonych na jego poszczególnych składowych.

Podstawowe własności dylatacji są następujące:

- zamykanie małych otworów i wąskich „zatok” w konturach obiektów na obrazie,
- zdolność do łączenia obiektów, które położone są blisko siebie.



Rys. 2.42 Przebieg dylatacji prostego obrazu.
Po lewej obraz oryginalny, po prawej obraz poddany dylatacji.

Podsumowując można stwierdzić, że dylatacja podobnie jak erozja (choć w innym sensie) dokonuje generalizacji obrazu. Drobne wklęsłości w wyróżnionych obszarach zostają usunięte. Brzegi wyróżnionych obszarów zostają wygładzone, ich długość zostaje zdecydowanie zmniejszona. Zwiększone zostają natomiast ich powierzchnie. Często dylatacja prowadzi do zrastania się obiektów, mniejsze blisko położone wyróżnione obszary połączone zostają w większe. Zjawisko to wykorzystywane jest np. do pomiaru powierzchni obiektów. Wzrasta także nasycenie obrazu.

W związku z podobnym zdefiniowaniem większości cech erozji i dylatacji jest wspólna. Na przykład wspólna jest addytywność przekształcenia oraz możliwość wpływu na wynik przekształcenia poprzez dobór odpowiednich elementów strukturalnych.

2.4.5.3. Otwarcie i zamknięcie

Opisane wcześniej przekształcenia obrazu (dylatacja i erozja) posiadają niestety istotną wadę. Zmieniają one w wyraźny sposób pole powierzchni przekształcanych obrazów. Erozja zmniejsza je, a dylatacja zwiększa. Aby wyeliminować tę wadę wprowadzono dwa przekształcenia będące przekształceniem poprzednich. Przekształcenia te to otwarcie i zamknięcie. Zdefiniować je można w następujący sposób:

$$\textit{otwarcie} = \textit{erozja} + \textit{dylatacja}$$

$$\textit{zamknięcie} = \textit{dylatacja} + \textit{erozja}$$

Otwarcie polega na przetaczaniu koła B po wewnętrznej stronie brzegu figury i odrzuceniu wszystkich tych punktów, które nie mogą być osiągnięte przez koło. Zamknięcie polega natomiast na przetaczaniu koła B po zewnętrznej stronie brzegu figury i dodaniu do niej wszystkich tych punktów, które nie mogą być osiągnięte przez koło. W odróżnieniu od erozji i dylatacji w omawianych tu przekształceniach rozpatrujemy całe koło B , a nie tylko jego środek. Przekształcenia te posiadają następujące własności:

- są to przekształcenia rosnące, tzn. jeśli obszar A zawiera się w obszarze B , to po przekształceniu obszar A zawiera się w obszarze B . Reguła ta funkcjonuje zarówno w przypadku otwarcia jak i zamknięcia.
- jeśli dla pewnej figury f wykonamy omawiane wyżej przekształcenia i otrzymamy następujące nowe figury:

$E(f)$ – erozja figury f

$O(f)$ – otwarcie figury f

$C(f)$ – zamknięcie figury f

$D(f)$ – dylatacja figury f

To dla figur tych (będących skutkiem przekształceń) zachodzi następująca zależność:

$$\#E(f) \leq \#O(f) \leq \#C(f) \leq \#D(f) \quad (2.55)$$

gdzie:

- oznacza wielkość (liczbę pikseli) należących do określonej figury.

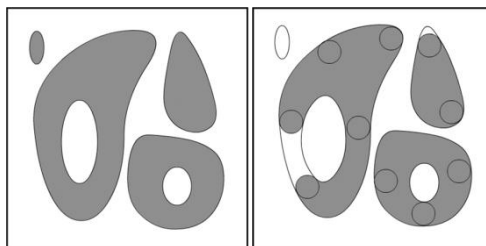
- przekształcenia otwarcia i zamknięcia są niezmiennie względem siebie. Własność tą można zapisać następującym wzorem:

$$O(O(f)) = O(f) \quad (2.56)$$

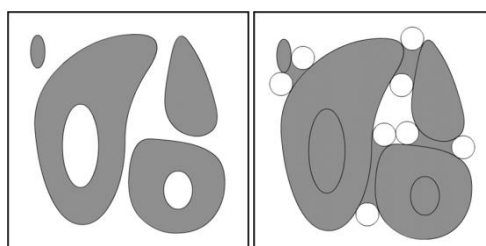
oraz

$$C(C(f)) = C(f) \quad (2.57)$$

Własność ta odróżnia otwarcie i zamknięcie od erozji i dylatacji, które są addytywne.



Rys. 2.43 Przebieg otwarcia prostego obrazu.
Po lewej obraz oryginalny, po prawej obraz poddany otwarciu.



Rys. 2.44 Przebieg zamknięcia prostego obrazu.
Po lewej obraz oryginalny, po prawej obraz poddany zamknięciu.

Własności użytkowe operacji otwarcia i zamknięcia dla przypadku obrazów binarnych są następujące:

- otwarcie usuwa drobne obiekty i drobne szczegóły, jak półwyspy i wypustki, nie zmieniając wielkości zasadniczej części figury, może też rozłączyć niektóre obiekty z przewężeniami,
- zamknięcie wypełnia wąskie wcięcia i zatoki oraz drobne otwory wewnątrz obiektu, nie zmieniając wielkości jego zasadniczej części, może również połączyć leżące blisko siebie obiekty,
- obydwie operacje nie zmieniają kształtu ani wymiarów dużych obiektów o wyrównanym, gładkim brzegu.

2.4.5.4. Detekcja ekstremów

Aby wyodrębnić z obrazu lokalne ekstrema (minima i maksima) można wykorzystać zdefiniowane wcześniej przekształcenia otwarcia i zamknięcia. I tak aby wyszukać lokalne maksima należy od wyniku otwarcia danego obrazu odjąć obraz wyjściowy, a następnie dokonać binaryzacji z dolnym progiem otrzymanej różnicy:

$$M(f) = B(O(f) - f) \quad (2.58)$$

Analogicznie, aby wyodrębnić lokalne minima obrazu należy dokonać podobnej operacji, z tym, że pierwszą operacją będzie zamknięcie:

$$m(f) = B(C(f) - f) \quad (2.59)$$

gdzie:

$B(f)$ – binaryzacja z dolnym progiem f .

2.4.5.5. Ścienianie

Ścienianie jest wspólną nazwą dla pewnego podzbioru przekształceń morfologicznych przeprowadzanych w następujący sposób. Ścienianie obiektu X przy użyciu elementu strukturalnego B polega na przyłożeniu tego elementu do każdego punktu obrazu w ten sposób, że punkt centralny pokrywa się z analizowanym punktem i podjęciu jednej z dwóch decyzji:

- nie zmieniać punktu, gdy element nie pokrywa się z jego sąsiedztwem,
- zamienić wartość punktu na 0, jeżeli element strukturalny pasuje do sąsiedztwa analizowanego punktu.

Ścienianie może być powtarzane wielokrotnie, aż do momentu gdy następny krok nie wprowadza żadnych zmian w obrazie.

Operację ścieniania można wykonać posługując się elementem przedstawionym na poniższym rysunku (Rys. 2.45).

x	1	1
1	1	1
1	1	1

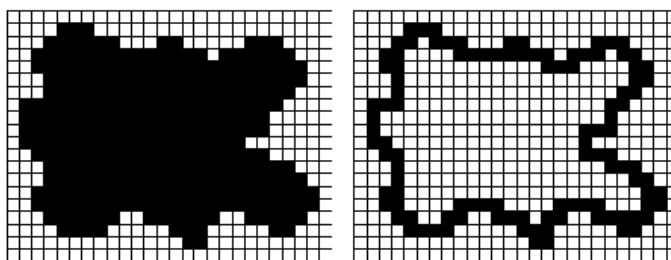
1	1	x
1	1	1
1	1	1

1	1	1
1	1	1
1	1	x

1	1	1
1	1	1
x	1	1

Rys. 2.45 Przykłady elementów strukturalnych wykorzystywanych przy ścienianiu [104].

Najczęściej element strukturalny jest rotowany (przekręcany o kąt 90° w przypadku siatki kwadratowej) pomiędzy kolejnymi operacjami. Wynikiem ścieniania jest zawsze obraz binarny.



Rys. 2.46 Figura przed i po ścienianiu [104].

Cechą charakterystyczną ścieniania jest to, że figura po ścienianiu zawiera się w figurze wyjściowej (Rys. 2.46).

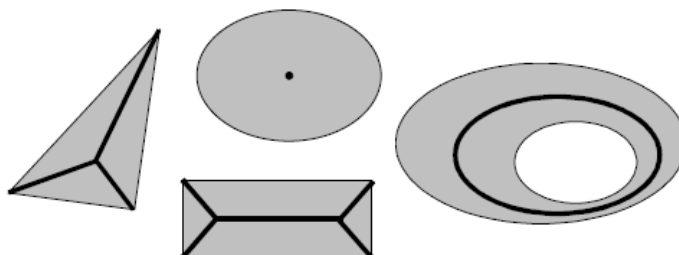
2.4.5.6. Szkieletyzacja

Szkieletyzacja jest operacją pozwalającą wyodrębnić osiowe punkty (szkielety) figur w analizowanym obszarze.

Definicja

Szkielet figury jest zbiorem wszystkich punktów, które są równoodległe od co najmniej dwóch punktów należących do brzegu.

Przykłady niektórych figur geometrycznych i ich szkieletów przedstawia rysunek (Rys. 2.47).

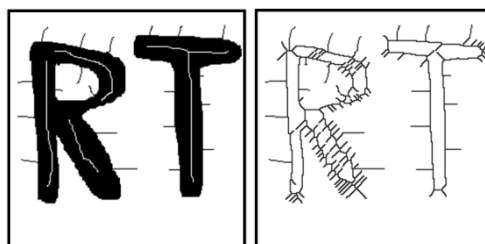


Rys. 2.47 Wybrane figury i ich szkielety [104].

Szkielet figury jest znacznie mniejszy od niej, a w pełni odzwierciedla jej podstawowe topologiczne własności. Analiza szkieletów figur umożliwia przeprowadzenie następujących analiz obrazu [104]:

- klasyfikacja cząstek na podstawie ich kształtu,
- określenie orientacji podłużnych obiektów,
- rozdzielenie „posklejanych” obiektów,
- wyznaczenie linii środkowej szerszych linii,
- symulacja procesów rozrostu cząsteczek oraz tworzenia struktury ziarnistej.

Niestety, proces szkieletyzacji może wprowadzać do obrazu pewne artefakty w postaci bocznego gałązkowania linii szkieletu (Rys. 2.48).



Rys. 2.48 Efekty szkieletyzacji zakłóconego obrazu binarnego (po lewej obraz przed szkieletyzacją, po prawej po szkieletyzacji) [104].

Szkieletyzacja posiada bardzo duże znaczenie aplikacyjne. Przykładowym zadaniem praktycznym, w którym ważną rolę odgrywa szkieletyzacja, jest analiza obrazów medycznych (Rys. 2.49).



Rys. 2.49 Szkieletyzacja obrazu ERPC [14].

2.4.6. Złożone przekształcenia morfologiczne

2.4.6.1. Rekonstrukcja

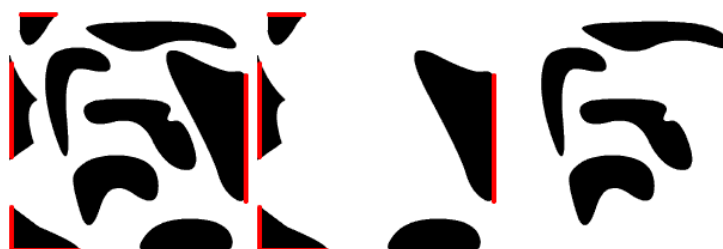
Rekonstrukcja jest pewnym przekształceniem pomocniczym, często wykorzystywanym w innych, bardziej złożonych przekształceniach. Obrazem wyjściowym dla rekonstrukcji jest tak zwany obraz markerów (znaczników) będących pewnym podzbiorem obrazu wyjściowego całego, złożonego przekształcenia. Rekonstrukcja polega na cyklicznym dokonywaniu dylatacji obrazu i wyznaczeniu części wspólnej z obrazu uzyskanego po dylatacji i obrazu wyjściowego całego przekształcenia. Cykl ten powtarza się, aż do uzyskania zbieżności, to znaczy braku zmian w obrazie.

2.4.6.2. Czyszczenie brzegu

Czyszczenie brzegu ma na celu wyeliminowanie z obrazu wszystkich obszarów przecinających brzeg obrazu. Przekształcenie to często poprzedza dokonanie wnikliwej analizy obrazu. Jest ono przydatne przede wszystkim w systemach wizyjnych. W przekształceniu tym wykorzystuje się rekonstrukcję opisaną w poprzednim rozdziale (2.4.6.1). Obrazem markerów dla rekonstrukcji jest część wspólna obrazu wyjściowego i jego brzegi. Operacja przebiega w trzech etapach:

- tworzenie markerów – wspólnej części obrazu i jego brzegu,
- rekonstrukcja obiektów przeciętych przez brzeg obrazu,
- generacja różnicy obrazu wejściowego i obrazu z obiektami po rekonstrukcji.

Wynikiem przekształcenia jest różnica obrazu wyjściowego i wyniku rekonstrukcji. Na rysunku (Rys. 2.50) przedstawiono przykład działania algorytmu czyszczenia brzegu.



Rys. 2.50 Przykład działania algorytmu czyszczenia brzegu [104].

Po lewej obraz wejściowy z oznaczonymi markerami, w środku rekonstrukcja obiektów przeciętych przez brzeg obrazu, po prawej obraz wyjściowy otrzymany z różnicy obrazu wejściowego i obrazu po rekonstrukcji.

2.4.6.3. Zalewanie otworów

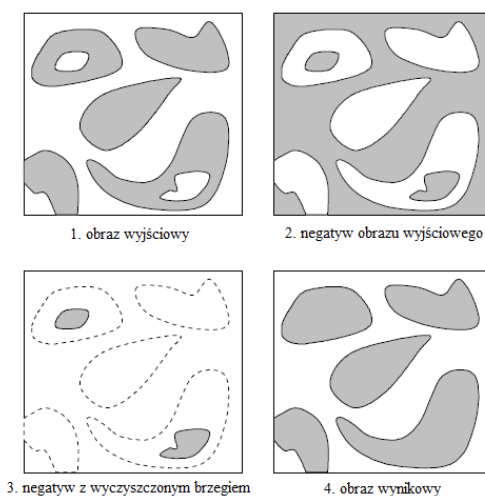
Często spotykanym problemem przy analizie jest wypełnianie zamkniętych otworów w wyróżnionych obszarach. Może to być przydatne z trzech powodów:

- zdarza się, że otwory na obrazie nie odpowiadają rzeczywistym otworom w obiekcie, lecz powstały sztucznie na przykład jako skutek odbłasku światła reflektorów oświetlających scenę, zatem przed oceną obiektu należy te „otwory” zlikwidować,
- potrzebne jest wyznaczenie parametrów obiektu bez uwzględniania otworów,
- trzeba skupić uwagę wyłącznie na otworach, w takim przypadku właściwa droga postępowania może polegać na zalaniu otworów, a potem na wyznaczeniu obrazu różnicowego – obrazu oryginalnego i obrazu z zalanymi otworami. Na uzyskanym obrazie wynikowym widoczne będą tylko otwory.

Algorytm realizujący funkcję zalewania otworów może sprowadzić się do trzech kroków:

- wyznaczenie negatywu z obrazu wyjściowego,
- wyczczenie brzegu uzyskanego negatywu,
- wyznaczenie sumy logicznej obrazu wyjściowego i wyniku czyszczenia brzegu.

Na rysunku (Rys. 2.51) przedstawiono przykład działania algorytmu zalewania otworów.



Rys. 2.51 Przykład działania algorytmu zalewania otworów [104].

Zagadnienie wypełniania otworów pojawia się przy stosowaniu technik komputerowego przetwarzania obrazów do automatycznego rozpoznawania odcisków palców.

2.4.6.4. Funkcja odległości

Funkcja odległości jest przekształceniem morfologicznym zdefiniowanym jedynie dla obrazów binarnych. Jest ona bardzo pomocna w bardziej złożonych przekształceniach. Funkcja ta zdefiniowana jest w następujący sposób:

Definicja

Dla każdego punktu analizowanego obrazu o wartości 1, odpowiadający punkt w obrazie wynikowym przyjmuje wartość równą minimalnej odległości tego punktu od brzegu figury. Pozostałe punkty uzyskują wartość 0.

W praktyce funkcja odległości może być realizowana jako suma kolejnych erozji obrazu wyjściowego.

2.4.6.5. Erozja warunkowa

Po wykonaniu odpowiednio dużej liczby kroków, zwykła erozja doprowadza do usunięcia wszystkich cząstek. Erozja warunkowa natomiast eroduje obiekty w taki sposób, aby z każdego obiektu pozostał obraz znacznika (tj. punkt lub cząstka, która w następnym kroku erozji znika). Tak więc warunkiem w erozji warunkowej jest pozostawienie z każdego obiektu pewnego minimalnego zbioru punktów. Algorytm erozji warunkowej można wykonać posługując się operacją erozji i rekonstrukcji.

2.5. Podsumowanie

Powszechne dążenie do społeczeństwa informacyjnego powoduje, że informacje przekazywane w dzisiejszych czasach mają przede wszystkim formę obrazów (najczęściej w postaci cyfrowej), transmitowanych z zastosowaniem sieci Internet, telewizji, czy też telefonii komórkowej. Intensywny rozwój technik multimedialnych oraz ogromny postęp sprzętu pomiarowego wymusza zatem położenie większego nacisku m.in. na przetwarzanie i analizę obrazów. Rośnie zatem zapotrzebowanie na nowe metody przetwarzania obrazów (bazujące na metodach tradycyjnych), o zróżnicowanych właściwościach w zależności od ich przeznaczenia.

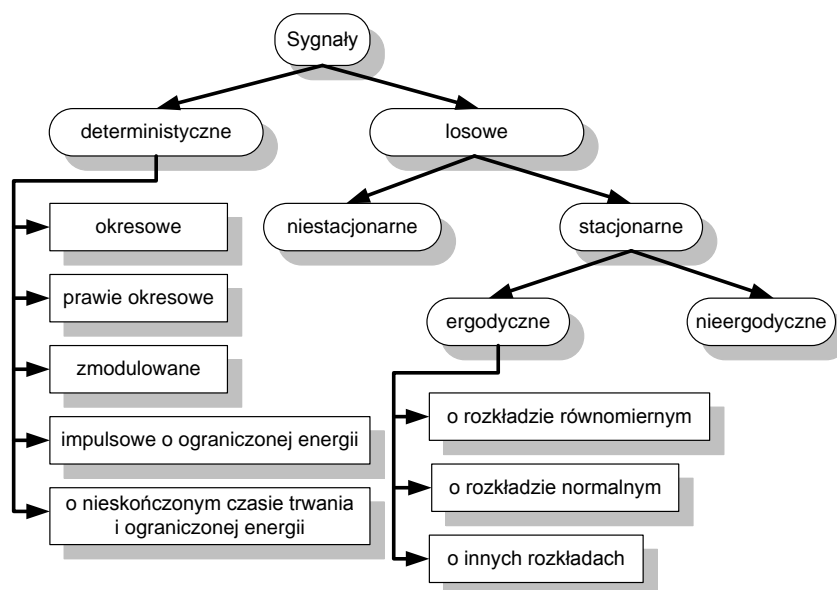
Proponowane dotychczas, podejście do analizy obrazów (widma sygnału) pozyskanych w wyniku stosowania metod czasowo-częstotliwościowych wykorzystywanych m.in. w analizie sygnałów elektroenergetycznych nie zawsze jest wystarczające. Stosowanie kwadratowych reprezentacji energii sygnału w przestrzeni czas-częstotliwość, prowadzi do powstania problematycznych pasożytniczych interferencji (ang. *cross-term*), które uniemożliwiają jednoznaczną analizę obrazu otrzymanego widma. Tradycyjnie w takich przypadkach wykorzystuje się kolejne metody czasowo-częstotliwościowe, których celem jest redukcja powstałych interferencji. Prowadzi to do uśrednienia badanego widma, w wyniku czego pomija się cały szereg istotnych zjawisk, których obecność może mieć kluczowe znaczenie. Z tych powodów zaproponowano implementację metod przetwarzania obrazów w celu zachowania wysokich parametrów obrazów otrzymanych w wyniku analiz czasowo-częstotliwościowych.

3. Jakość energii elektrycznej

3.1. Sygnał elektroenergetyczny

W znaczeniu potocznym pojęcie sygnału jest rozumiane jako proces zmian w czasie pewnej wielkości fizycznej lub stanu obiektu fizycznego. Zmienność wielkości fizycznej może być opisana za pomocą funkcji jednej $f(x)$ lub wielu zmiennych $f(x_1, x_2, x_3, \dots)$, przykładowo temperatury, ciśnienia, napięcia elektrycznego [102], [130]. W praktyce najczęściej rozpatrywane są sygnały, będące funkcjami czasu $f(t)$.

W celu opisanego sygnału wykorzystywane są modele matematyczne zwane również modelami sygnału. Modelem sygnału nazywa się pewien opis matematyczny lub probabilistyczny umożliwiający (najczęściej w sposób przybliżony) generowanie kolejnych próbek modelowanego sygnału. Jeżeli w każdej chwili potrafimy przewidzieć wartość sygnału, a jego zachowanie opisać jednoznacznie formułą matematyczną oraz przedstawić za pomocą wykresu lub tablicy jego wartości, to sygnał uważamy za deterministyczny. W przypadku kiedy nie jest znany model deterministyczny, sygnał opisany za pomocą funkcji losowej zaliczamy do grupy sygnałów stochastycznych [102]. Należy podkreślić, że przypisanie sygnału do danej grupy sygnałów, jest bardzo często subiektywne i zależne od posiadanej o nim wiedzy. Klasyczny podział sygnałów przedstawiono na rysunku (Rys. 3.1).



Rys. 3.1 Klasyczny podział sygnałów [131].

Sygnały deterministyczne można podzielić następnie na: okresowe, prawie okresowe, zmodulowane, impulsowe, o nieskończonym czasie trwania, o ograniczonej energii [101]. Sygnały losowe (stochastyczne) w zależności czy wykazują pewne cechy regularności w funkcji czasu [101], dzieli się dalej na sygnały stacjonarne i niestacjonarne. Szczególną grupę sygnałów stacjonarnych obok sygnałów nieergodycznych stanowią sygnały ergodyczne. Sygnał nazywamy ergodycznym, jeżeli o jego cechach probabilistycznych (np. wartość średniokwadratowa, wariancja, funkcja autokorelacji) można wnioskować na podstawie jednej tylko realizacji sygnału, obserwowanej w dostatecznie długim czasie [101].

O przypisaniu sygnału do danej klasy sygnałów, decyduje także dziedzina, w której sygnał jest rozpatrywany. W dziedzinach w których sygnały są traktowane jako nośniki energii

(np.: w teorii obwodów, w teorii układów elektronicznych) opisuje się je modelami deterministycznymi. W zagadnieniach telekomunikacyjnych, w których dominują problemy przesyłania informacji, czy też w technice pomiarowej, gdzie istotę problemu stanowi uzyskanie informacji o mierzonym obiekcie dominują modele stochastyczne [101].

Idealny napięciowy sygnał trójfazowej sieci energetycznej można opisać za pomocą trzech przesuniętych względem siebie o 120° (w poszczególnych fazach sieci) sinusoid. Zależność napięcia chwilowego pojedynczej fazy opisuje wzór:

$$U(t) = A \sin(2\pi f_0 t + \Theta) \quad (3.1)$$

gdzie:

$U(t)$ – napięcie w danej chwili t ,

A – amplituda napięcia w danej sieci elektroenergetycznej,

f_0 – częstotliwość podstawowa sygnału (w Polsce $f_0 = 50\text{Hz}$),

Θ – faza początkowa sygnału.

Z punktu widzenia energetyków jest to więc sygnał deterministyczny. W rzeczywistości jednak sygnał ten zawiera dodatkowe elementy, takie jak: harmoniczne, interharmoniczne oraz inne składowe, które uniemożliwiają jego jednoznaczną klasyfikację i przypisanie go do określonej grupy sygnałów przedstawionych na rysunku (Rys. 3.1).

Złożoność sygnału elektroenergetycznego potwierdza także twierdzenie Hermana Wolda. Mówi ono o współistnieniu w rzeczywistych sygnałach składowych deterministycznych oraz stochastycznych [124]. Każdy dyskretny sygnał (proces) losowy $x(n)$, stacjonarny w szerszym sensie może być przedstawiony jako suma dwóch składowych (3.2): deterministycznej $x_d(n)$ oraz losowej $x_l(n)$ [131].

$$x(n) = x_d(n) + x_l(n) \quad (3.2)$$

Z twierdzenia wynika, że sygnał elektroenergetyczny jest sygnałem złożonym, niosącym oprócz energii także dużą ilość informacji. Mogą być one wykorzystywane m.in. do określania stanu sieci energetycznej oraz jakości energii elektrycznej przez nią płynącej.

3.2. Definicja jakości energii elektrycznej

Jakość energii to pojęcie interdyscyplinarne, trudne do jednoznacznego zdefiniowania. Jakość energii elektrycznej ma wiele różnych znaczeń, zależnych m.in. od tego, kto podejmuje próbę jej zdefiniowania. W środowisku odbiorcy finalnego (klienta) często funkcjonuje następująca definicja:

„Jakość energii wyraża się w napięciu i/lub w prądzie lub odchyleniu częstotliwości od jej wartości znamionowej, które powoduje w rezultacie uszkodzenie lub niewłaściwą pracę sprzętu odbiorcy energii.” [20].

Od kilku lat toczy się dyskusja nad definicją tego pojęcia. Za jedną z bardziej trafnych, spośród dużej liczby różnych definicji, można uznać następującą:

„Jakość energii elektrycznej to zbiór parametrów opisujących właściwości procesu dostarczania energii do użytkownika w normalnych warunkach pracy, określających ciągłość zasilania (długie

i krótkie przerwy w zasilaniu) oraz charakteryzujących napięcie zasilające (wartość, niesymetrię, częstotliwość, kształt przebiegu czasowego).

Uwaga 1: Jakość energii wyraża się stopniem zadowolenia użytkownika z warunków zasilania.

Uwaga 2: Jakość energii zależna jest nie tylko od warunków zasilania, lecz także od rodzaju stosowanego sprzętu (jego odporności na zaburzenia i jego emisyjności) oraz praktyki instalacyjnej.” [20].

Definicja ta została zaproponowana przez *Advisory Committee on Electromagnetic Compatibility* (ACEC) IEC.

Jeszcze inna definicja pochodząca z normy IEEE 1100 definiuje jakość energii jako koncepcję zasilania i uziemienia wrażliwych urządzeń elektronicznych w odpowiedni sposób dla tych urządzeń [64].

Rozporządzenie Ministra Gospodarki opisuje jakość energii poprzez parametry sygnału napięciowego: częstotliwość, poziom napięcia i kształt krzywej [91].

Zakłócenia w liniach energetycznych stanowią nierozdzieloną część badania kompatybilności elektromagnetycznej EMC (ang. *Electromagnetic Compatibility*) [56]. Zgodnie z definicją, kompatybilność elektromagnetyczna (między urządzeniem i jego otoczeniem lub między urządzeniami) to zdolność urządzeń do prawidłowego funkcjonowania w sposób zadowalający w danym środowisku elektromagnetycznym bez wprowadzania nadmiernych zaburzeń do tego środowiska (lub do innych urządzeń) [61].

Jakość energii można opisać zbiorem parametrów (wartościami liczbowymi), w którym wyodrębnia się trzy główne grupy [21]:

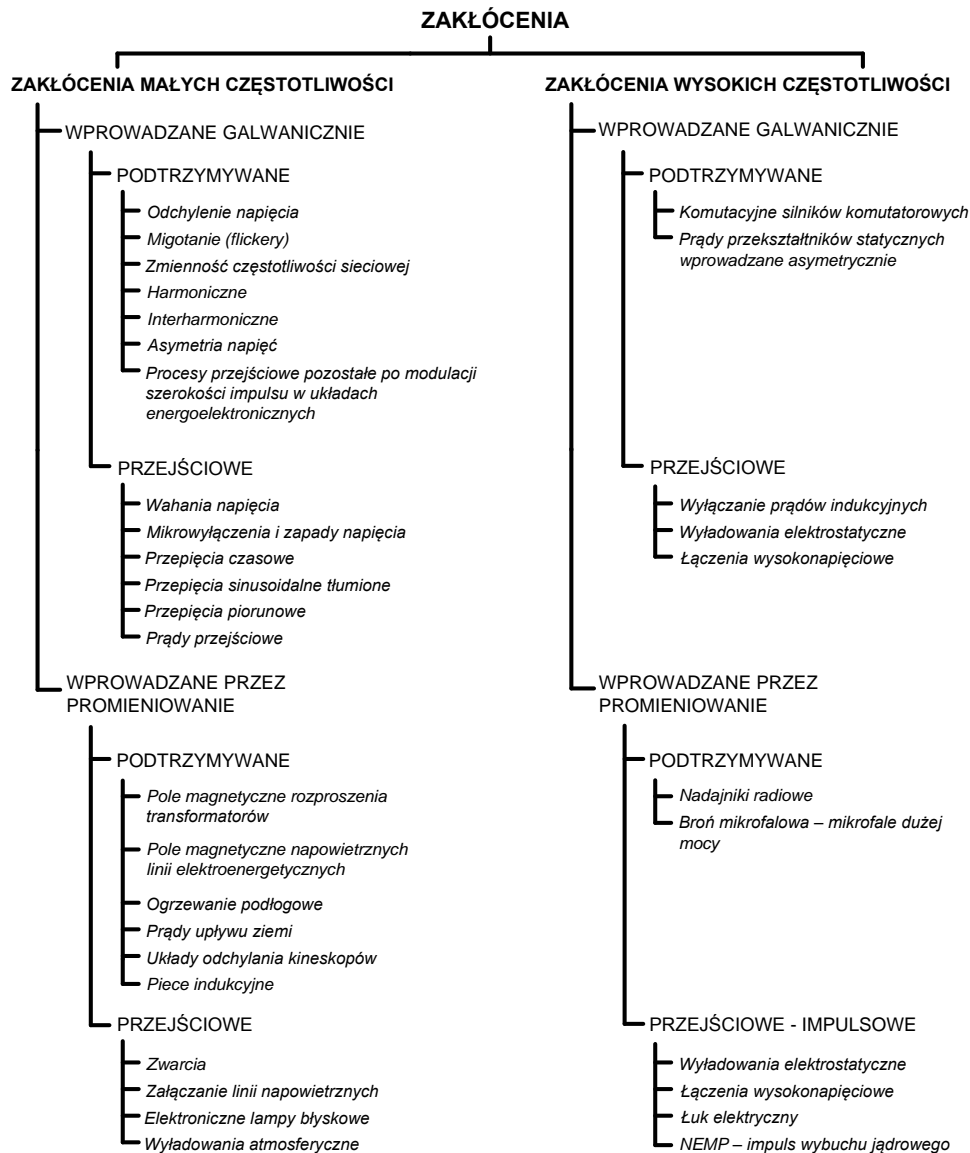
- parametry dotyczące normalnych warunków pracy – wartość napięcia wraz z przedziałem tolerancji, wolne zmiany napięcia oraz długie przerwy w zasilaniu,
- parametry dotyczące zaburzonych warunków pracy – przepięcia, szybkie zmiany napięcia oraz niesymetria napięcia,
- parametry dotyczące zaburzeń w przebiegu czasowym napięcia zasilającego – harmoniczne, interharmoniczne, zdarzenia przejściowe, krótkotrwałe wzrosty oraz załamania.

3.3. Rodzaje zakłóceń występujących w sieciach elektroenergetycznych

Rodzaj zakłóceń w sieciach elektroenergetycznych jest szczególnie szeroki. Najogólniej rodzaje zakłóceń występujących w sieciach elektroenergetycznych oraz ich źródeł można sklasyfikować według poniższego rysunku poglądowego (Rys. 3.2). Szeroką gamę zakłóceń można podzielić ze względu na:

- częstotliwość – małej i dużej częstotliwości,
- sposób wprowadzenia zakłócenia do sieci elektroenergetycznej – galwaniczne oraz przez promieniowanie,
- czas trwania zakłócenia – podtrzymywane i przejściowe,
- wartość napięcia zasilającego,
- kształt przebiegu sygnału elektroenergetycznego,
- inne.

Nie jest to jedyna metoda klasyfikacji zakłóceń. Zakłócenia klasyfikowane są również ze względu na czas trwania oraz amplitudę zakłócenia (Rys. 3.3). Występuje także odrębna klasyfikacja według normy IEEE 1159 (Tabela 3, Rys. 3.4).



Rys. 3.2 Zestawienie i podział głównych źródeł zakłóceń [7].

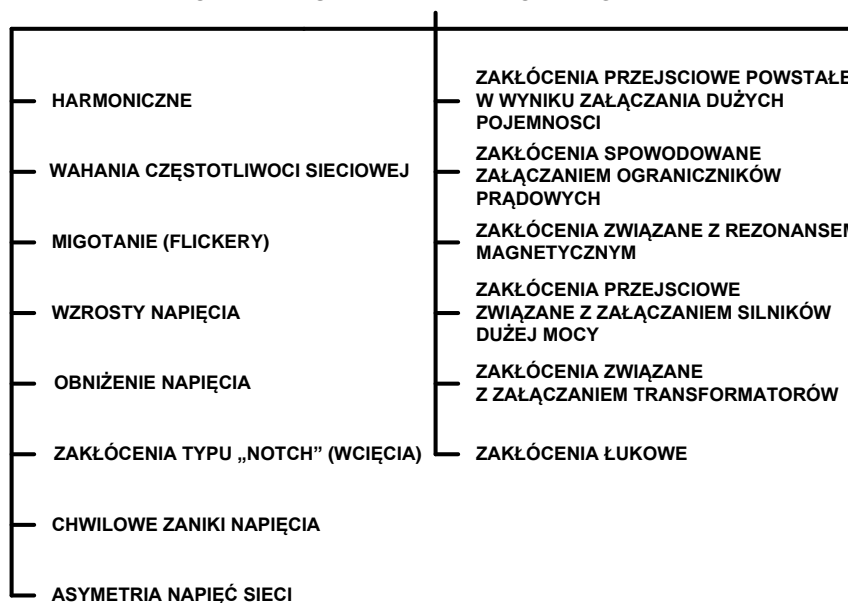


Rys. 3.3 Klasyfikacja zakłóceń ze względu na wartość napięcia oraz czas trwania zaburzenia [95].

Tabela 3 Zestawienie zaburzeń występujących w sieciach zasilających według normy IEEE 1159 [21], [65].

Kategoria		Pasma częstotliwości	Typowy czas trwania	Typowa wartość
Stany przejściowe	<i>Impulsowe</i>	> 5 kHz	< 200 μ s	6kV/100kA
	<i>Oscylacje</i>			
	- mała częstotliwość	< 500 Hz	< 30 okresów	4,0
	- średnia częstotliwość	500 Hz - 2 kHz	< 3 okresów	2,0
	- duża częstotliwość	> 2 kHz	< 0,5 okresu	1,5
Krótkie zmiany	<i>Załamania napięcia</i>			
	- bardzo krótkie		0,5 – 30 okresów	0,1 - 1,0
	- krótkie		30 okresów - 3 s	0,1 - 1,0
	- chwilowe		3 s - 1 min	0,1 - 1,0
	<i>Wzrosty napięcia</i>			
	- bardzo krótkie		0,5 – 30 okresów	1,1 - 1,8
	- krótkie		30 okresów - 3 s	1,1 - 1,8
	- chwilowe		3 s - 1 min	1,1 - 1,8
Długie zmiany	<i>Wzrosty napięcia</i>		> 1 min	1,0 - 1,2
	<i>Obniżenie napięcia</i>		> 1 min	0,8 - 1,0
Przerwy	- krótkie		< 3 s	0,0
	- chwilowe		3 s - 1 min	0,0
	- długie		> 1 min	0,0
Odształcenie przebiegu	<i>Napięcie</i>		stan ustalony	0 - 20 %
	<i>Prąd</i>		stan ustalony	0 - 100 %
Komutacyjne załamania		20 - 200 kHz	stan ustalony	
Migotanie światła		0,5 – 85,0 Hz	sporadycznie	0,25 - 7,00 %
Szum		0 - 200 kHz	sporadycznie	

ZAKŁÓCENIA W SIECIACH ELEKTROENERGETYCZNYCH



Rys. 3.4 Klasyfikacja zakłóceń w sieciach elektroenergetycznych według normy IEEE 1159 [65].

Zagadnienie jakości energii dotyczy głównie zakłóceń niskiej częstotliwości wprowadzanych galwanicznie (Rys. 3.2). Zakłócenia jakości energii są objawem wzajemnego oddziaływania systemu elektroenergetycznego i odbiorników energii (m.in. zasilacze impulsowe, oświetlenie fluorescencyjne i gazowo-wyładowcze, UPS'y, silniki elektryczne dużej mocy, piece łukowe, nasycone obwody magnetyczne). Najczęściej przyczyna leży po stronie odbiorników energii, choć możliwe jest także powodowanie zakłóceń przez urządzenia służące do dystrybucji energii, np. przepięcia łączeniowe lub przepięcia będące następstwem zjawisk atmosferycznych. Do powstawania stałych zakłóceń jakości energii przyczynia się m.in. coraz większa liczba odbiorników nieliniowych (np. komputerów, przetwornic napięcia czy oświetlenia energooszczędnego), stosowanie odbiorników nieliniowych dużej mocy (np. zgrzewarki, spawarki) lub odbiorników nie spełniających norm kompatybilności elektromagnetycznej. Znaczącą rolę w zagadnieniach jakości energii odgrywa także właściwa praktyka uziemienia [21]. Zgodnie z normami PN-EN [66], [67], [72], [74], [81] zostały scharakteryzowane podstawowe grupy zakłóceń:

Harmoniczne

Spośród kilku przyczyn odkształcenia napięcia, za główną i decydującą o wartości odkształcenia uznaje się przepływ przez sieć odkształconych prądów pobieranych przez różnego rodzaju odbiorniki nieliniowe. Powszechnie przyjętą miarą odkształcenia są wartości harmonicznym [24], wyróżnia się harmoniczne napięcia lub prądu. Pierwsza składowa harmoniczna jest sygnałem o częstotliwości równej częstotliwości analizowanego sygnału okresowego, zaś częstotliwości kolejnych składowych harmonicznym są całkowitymi wielokrotnościami tej podstawowej częstotliwości zasilania [45]. Krotność częstotliwości podstawowej określa tzw. numer harmonicznym. Wykorzystując zasadę superpozycji składowych harmonicznym o różnych częstotliwościach i amplitudach (według szeregu Fouriera [4], [101], [131]), można uzyskać dowolny odkształcony przebieg okresowy. O kształcie uzyskanego w ten sposób przebiegu decyduje także wzajemne przesunięcie fazowe poszczególnych składowych harmonicznym [45]. Odkształcenia przebiegu napięcia lub prądu w sieciach elektroenergetycznych opisuje całkowity współczynnik odkształcenia *THD* (ang. *Total Harmonic Distortion*), wyrażany zależnością (3.3):

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} U_h^2}}{U_1} \cdot 100\% \quad (3.3)$$

gdzie:

U_1 – wartość skuteczna harmonicznym podstawowej,

U_h – wartość skuteczna h -tej harmonicznym.

Jako górną granicę sumowania przyjmuje się najczęściej wartość 40, rzadziej 50. Definiuje się również względny współczynnik odkształcenia dla h -tej harmonicznym – *HR*, wyznaczany według zależności (3.4):

$$HR = \frac{U_h}{U_1} \cdot 100\% \quad (3.4)$$

Najczęstszymi źródłami harmonicznym w systemie elektroenergetycznym, są trzy główne grupy urządzeń: urządzenia z rdzeniami magnetycznymi (m.in. transformatory, silniki i generatory),

urządzenia łukowe (m.in. piece wyładowcze, urządzenia spawalnicze) oraz urządzenia elektroniczne i energoelektroniczne.

Interharmoniczne

Interharmoniczne to prądy lub napięcia o częstotliwości zawartej między harmonicznymi, oznacza to, że częstotliwość interharmonicznych nie jest całkowitą krotnością częstotliwości składowej podstawowej [45]. Poziom interharmonicznych wzrasta an skutek wzrostu zastosowań przemienników częstotliwości i tym podobnych urządzeń sterujących. Źródłem interharmonicznych mogą być także silniki podczas rozruchu lub uszkodzone maszyny. Interharmoniczne mogą pojawiać się jako częstotliwości dyskretne bądź jako szerokopasmowe spektrum [62].

Istnieje także szczególny przypadek składowej interharmonicznej, jest to tak zwana subharmoniczna. Składowa ta charakteryzuje się mniejszą częstotliwością od częstotliwości podstawowej harmonicznej. Zgodnie z rekomendacją IEC rząd interharmonicznej oznaczany jest literą „m” [63]. Jako liczbowe wskaźniki zawartości interharmonicznych przyjmuje się m.in. całkowity współczynnik odkształcenia interharmonicznego *TIHD* (ang. *Total Interharmonic Distortion Factor*), wyrażony wzorem (3.5):

$$TIHD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n Q_i^2}}{U_1} \cdot 100\% \quad (3.5)$$

Gdzie:

U_1 – wartość skuteczna harmonicznej podstawowej,

Q_i – wartość skuteczna interharmonicznej.

Istnieją dwa podstawowe mechanizmy generacji interharmonicznych. Pierwszy z nich polega na wytwarzaniu składowych w pasmach bocznych wokół częstotliwości napięcia zasilającego i jego harmonicznych na skutek zmiany ich amplitud i/lub kątów fazowych. Drugi proces polega na asynchronicznym łączeniu elementów półprzewodnikowych w przekształtnikach statycznych [45].

Wahania i odchylenia napięcia

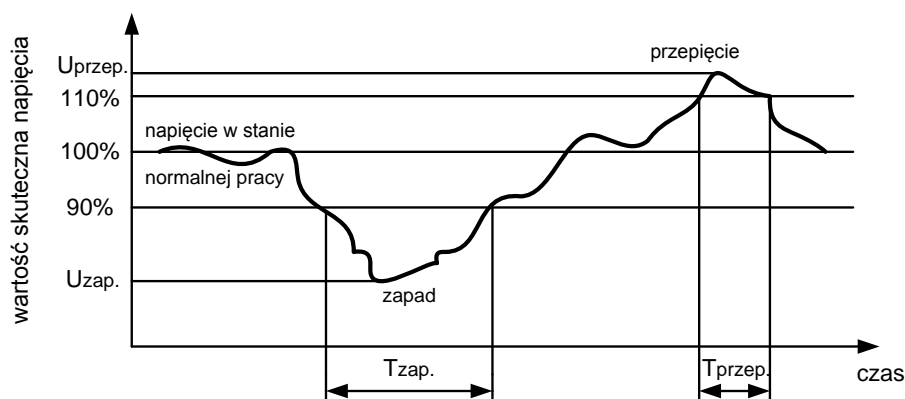
Zakłócenia jakimi są wahania i odchylenia napięcia zostały przedstawione na (Rys. 3.3). Są to zmiany o różnym czasie trwania, w zakresie amplitud od 90% do 110% wartości napięcia znamionowego U_n . Ze względu na dynamikę zmian napięcia wyróżnia się odchylenie napięcia oraz wahania napięcia. Wahania napięcia przejawiają się najczęściej jako spadki napięcia charakteryzujące się stałą wartością w czasie. Definiuje się je, jako serię zmian wartości skutecznej lub obwiedni przebiegu czasowego (wartości chwilowej) z szybkością zmian napięcia nie większą od 1% U_n na sekundę [55]. Norma PN-EN 61000-3-3 [69] definiuje wskaźniki wykorzystywane do oceny poziomu wahań napięcia, są to: wskaźnik krótkookresowego migotania światła P_{st} oraz wskaźnik długookresowego migotania światła P_{lt} . Wskaźniki te charakteryzują oddziaływanie wahań napięcia na proces widzenia, uwzględniając przy tym czynnik czasu.

Podstawową przyczyną zmian napięcia w tym również wahań jest zmienność w czasie mocy biernej odbiorników. Przykładami takich odbiorników są m.in. piece łukowe, napędy elektryczne dużej mocy, spawarki elektryczne, bojler, regulatory mocy, piły, młoty elektryczne, windy itp.

Zagrożenia płynące z wahań i odchyień napięcia w różnym stopniu mają przełożenie na prawidłową pracę urządzeń. Większe, kilkunasto procentowe zmiany wartości skutecznej napięcia zasilającego mogą być groźne dla każdego urządzenia. Tymczasem w urządzeniach oświetleniowych, niewielkie zmiany napięcia powtarzające się z małą częstotliwością są przyczyną powstawania efektu migotania światła (tzw. flickerów) [23].

Zapady i krótkie przerwy w zasilaniu

Zapady definiowane są jako nagłe krótkotrwałe obniżenia wartości skutecznej napięcia (Rys. 3.3) w zakresie pomiędzy 10% a 90% napięcia znamionowego U_n . Czas trwania zapadu wynosi od 10ms do 1min. (czasami przyjmuje się 3 min.). Po danym czasie, wartość skuteczna napięcia powraca do poprzedniego stanu (Rys. 3.5). Definiuje się również względną amplitudę zapadu ΔU_n [%] (napięcie resztkowe), która stanowi różnicę minimalnej wartości skutecznej podczas trwania zapadu do napięcia znamionowego, wielkość ta wyrażana jest w procentach [25].

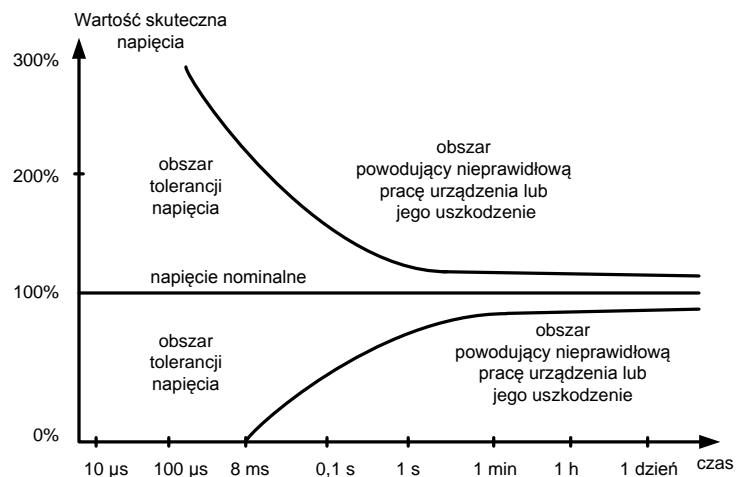


Rys. 3.5 Graficzna reprezentacja przebiegów oraz zapadów napięć [95].

Obniżenie wartości napięcia skutecznego poniżej 10% w opisanym powyżej zakresie czasu traktuje się jako krótkotrwałą przerwę w zasilaniu.

Główną przyczyną powstawania zapadów napięcia są zwarcia występujące w systemie elektroenergetycznym. Wywołują przepływ bardzo dużych prądów i w następstwie bardzo duże spadki napięć na impedancjach sieci zasilającej. W miejscu zwarcia napięcie maleje do zera, równocześnie w niemal wszystkich punktach systemu ulega zmianie w stopniu zależnym najczęściej od „elektrycznej” odległości od miejsca zwarcia [25]. Im zwarcie wystąpi bliżej źródła zasilania, tym większy spadek napięcia można zaobserwować. Czas trwania wyżej opisanego zdarzenia jest zdeterminowany szybkością reakcji urządzeń zabezpieczających, takich jak bezpieczniki i wyłączniki. Wiele zwarć, głównie w liniach przesyłowych, jest eliminowanych już w czasie od 100 do 500ms, natomiast zwarcia w sieciach rozdzielczych trwają zwykle dłużej [21].

Na skutki powstałych zapadów wpływają ich amplitudy oraz czas trwania, a także odbiorniki podłączone do sieci elektroenergetycznej, a dokładniej ich czułość. Charakterystyki czułości odbiorników reprezentowane są m.in. za pomocą krzywej CBEMA lub ITIC. Przykładową charakterystykę tolerancji jakości energii w postaci krzywej CBEMA przedstawiono na poniższym rysunku (Rys. 3.6).

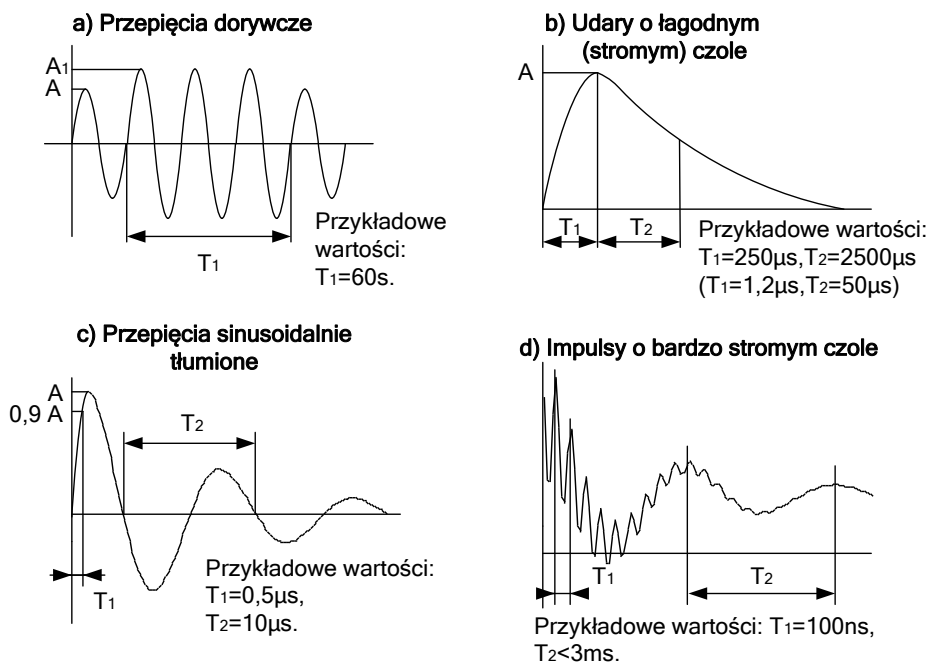


Rys. 3.6 Krzywa CBEMA tolerancji napięcia zasilającego [95].

Przebiegi napięciowe

Według definicji, przebiegi napięciowe to przejściowy wzrost napięcia zasilającego powyżej wartości 110% napięcia znamionowego U_n (Rys. 3.5). Wyróżnia się klasy przebiegów do których przynależność określana jest na podstawie: czasu trwania, amplitudy, sposobu zaniku oraz źródła.

Wewnątrz całej grupy przebiegów napięciowych można wyróżnić następujące grupy: przebiegi piorunowe bezpośrednie i indukowane, przebiegi dorywcze (wolnozmiennne) – w tym przebiegi ziemnozwarciowe trwałe, przebiegi dynamiczne i rezonansowe. Następną grupę stanowią mogą przebiegi łączeniowe (szybkoszmiennne) – w tym manewrowe oraz przebiegi awaryjne [16]. Przebiegi można sklasyfikować także pod względem kształtu (Rys. 3.7).



Rys. 3.7 Standardowa klasyfikacja rodzajów przebiegów [16], [74], [95].

Wyróżnia się:

- przebiecia dorywcze

Przebiecia tego typu powstaja w wyniku zwarć doziemnych i międzyfazowych wywołanych działaniem czynników zewnetrznych (Rys. 3.7a), np. ingerencją ptaków, zwierząt lub czynników atmosferycznych innych niż piorun. Wartość tego typu przebiec zależy od skuteczności uziemienia punktu neutralnego sieci [16].

- przebiecia udarowe (o łagodnym/stromym czole)

Jednokierunkowe (jednobiegunowe) przebiecia udarowe najczęściej powstaja podczas zjawisk atmosferycznych (przebiec piorunowych). Amplituda przebiec znacznie przewyższa wartość nominalną napięcia. Powstajace przebiecia charakteryzują się różnorodną amplitudą oraz kształtem (Rys. 3.7b,c).

- przebiecia sinusoidalnie tłumione

Niepowtarzalne tłumione przebiegi sinusoidalne powstaja w wyniku procesów łączeniowych w liniach zasilajacych i sterujacych oraz podczas wyładowań atmosferycznych. W rezultacie powstaje impuls elektryczny o stromym czole, który w obwodach elektroenergetycznych przekształca się w eksponentalnie tłumioną sinusoidę o częstotliwości będącą częstotliwością własną linii (zakres od 10kHz do 1MHz) (Rys. 3.7c). Przebiecia sinusoidalnie tłumione pojawiają się także podczas łączenia baterii kondensatorów w układach do kompensacji mocy biernej. Podczas procesu łączenia pojawia się oscylacyjny proces wymiany energii pomiędzy pojemnością kondensatora i indukcyjnością sieci zasilajacej. Częstotliwość tych oscylacji zwykle wynosi kilkaset Hz, typowo od 300 do 600Hz, w szczególnych przypadkach osiagaja wartość 900Hz i więcej [22].

- przebiecia impulsowe (o bardzo stromym czole)

Powtarzalne krótkotrwałe impulsy (tzw. szpilki) znacznie przewyższajace napięcie nominalne (Rys. 3.7d). Powstaja najczęściej w wyniku uderzeń pioruna, uszkodzeń linii elektroenergetycznej bądź wyładowań elektrostatycznych. Skutkiem tego typu przebiec są najczęściej uszkodzenia sprzętu elektronicznego oraz utrata danych zapisanych na dysku.

Występowanie przebiec negatywnie wpływa zarówno na linie zasilajace, stacje elektroenergetyczne jak i na końcowe odbiorniki. Zjawiska te powodują wiele uszkodzeń i zniszczeń urządzeń elektrycznych i elektronicznych.

Zmienność częstotliwości sieciowej

Częstotliwość składowej podstawowej napięcia w sieci elektroenergetycznej jest jedną z podstawowych wielkości związanych z jakością energii elektrycznej. Należy pamiętać, iż podana wartość częstotliwości równa 50Hz ma charakter umowny. W rzeczywistości częstotliwość sieci elektroenergetycznej może się zmieniać, jednak w ściśle określonych granicach. Dopuszczalne granice zmienności częstotliwości sieci elektroenergetycznej w Polsce zostały zawarte w rozporządzeniu Ministra Gospodarki [91] oraz w normie PN-EN 50160 [66].

Z częstotliwością napięcia zasilajacego nieodzownie związane są parametry takie jak: odchylenie częstotliwości napięcia oraz wahania częstotliwości napięcia [55].

Na podstawie poniższych zależności (3.6) i (3.7)) określa się odchylenie częstotliwości napięcia:

$$\Delta f = f - f_N \quad (3.6)$$

$$\Delta f_{\%} = \frac{\Delta f}{f_N} \cdot 100\% \quad (3.7)$$

gdzie:

f – rzeczywista częstotliwość składowej podstawowej napięcia sieci elektroenergetycznej,

f_N – częstotliwość znamionowa napięcia sieci elektroenergetycznej,

Δf – odchylenie częstotliwości napięcia sieci elektroenergetycznej,

$\Delta f_{\%}$ – względne odchylenie częstotliwości napięcia sieci elektroenergetycznej.

Natomiast wahania częstotliwości określa się amplitudą wahań oraz częstotliwością ich występowania, według następujących zależności ((3.8) – (3.10)):

$$\delta f = f_{eks1} - f_{eks2} \quad (3.8)$$

$$\delta f_{\%} = \frac{\delta f}{f_N} \cdot 100\% \quad (3.9)$$

$$F_f = \frac{m_f}{T_f} \quad (3.10)$$

gdzie:

f_{eks1}, f_{eks2} – sąsiednie ekstremalne wartości częstotliwości zmieniającej się w czasie ze względnie dużą szybkością (np.: 0,2Hz na sekundę),

m_f – ilość zaobserwowanych ekstremów f_{eks} w oknie o długości T_f ,

δf – amplituda wahań częstotliwości napięcia sieci elektroenergetycznej,

$\delta f_{\%}$ – względna amplituda wahań częstotliwości napięcia sieci elektroenergetycznej,

F_f – częstotliwość wahań częstotliwości napięcia sieci elektroenergetycznej.

Przyczyny zmian częstotliwości składowej podstawowej napięcia wynikają ze zmian obciążenia i pracy regulatorów w węzłach wytwórczych.

Asymetria napięć i prądów

Za symetrię trójfazowego systemu sieci elektroenergetycznej odpowiedzialne są wartości napięć i prądów w poszczególnych fazach, jak i kąt względem którego fazy są przesunięte. Jeżeli wartości napięć i prądów w poszczególnych fazach są równe oraz przesunięte względem siebie o kąt 120° mówi się wtedy o systemie symetrycznym. System niesymetryczny to niespełnienie jednego z powyższych warunków [66].

Do wskaźników charakteryzujących asymetrię napięć zaliczamy: współczynnik asymetrii (3.11) oraz współczynnik nierównoważenia (3.12).

$$\alpha_{u2} = \frac{U_2}{U_1} \cdot 100\% \quad (3.11)$$

gdzie:

U_1 – wartość modułu składowej symetrycznej zgodnej podstawowej harmonicznej napięcia,

U_2 – wartość modułu składowej symetrycznej przeciwnej podstawowej harmonicznej napięcia.

$$\alpha_{u0} = \frac{U_0}{U_1} \cdot 100\% \quad (3.12)$$

gdzie:

U_0 – wartość modułu składowej symetrycznej zerowej podstawowej harmonicznej napięcia.

Asymetria napięć negatywnie wpływa na poprawną pracę urządzeń trójfazowych. Np. w przypadku silników indukcyjnych będzie to prowadzić do nierównomiernych momentów obrotowych, co w konsekwencji powoduje nadmierne zużycie łożysk oraz grzanie wirnika maszyny, co powoduje szybsze starzenie się urządzenia.

3.4. Zestawienie norm dotyczących jakości energii elektrycznej

Obecnie do najbardziej znaczących zakłóceń występujących w sieciach elektroenergetycznych zalicza się [5] i [51]:

- odkształcenia napięcia (harmoniczne),
- wahania napięcia,
- zapady napięcia,
- krótkotrwałe wzrosty napięcia,
- długotrwałe obniżenia i wzrosty napięcia
- krótkie i długie przerwy w zasilaniu,
- przebiecia impulsowe,
- przebiecia oscylacyjne,
- asymetria napięć,
- załamania napięcia.

Parametrami jakości energii są wielkości liczbowe opisujące wymienione zakłócenia oraz wielkości nominalne napięcia zasilającego wraz z ich odchyleniami. Dozwolone wielkości wyżej wspomnianych parametrów oraz sposoby ich pomiaru zostały ujęte w obowiązujących normach technicznych. Obok normy PN-EN 50160 najważniejszymi źródłami informacji jest zbiór norm tzw. kompatybilnościowych z serii PN-EN 61000-*x-x*. Najważniejsze polskie normy dotyczące jakości energii elektrycznej zostały zebrane i umieszczone w poniższej tabeli (Tabela 4).

Ponadto ustalenia dotyczące jakości energii elektrycznej regulowane są poprzez rozporządzenia Ministra Gospodarki oraz ustawę o prawie energetycznym (Tabela 5). Urząd Regulacji Energetyki prowadzi własne badania dotyczące zgodności jakości dostarczanej energii z obowiązującymi standardami [17].

Tabela 4 Zestawienie norm dotyczących jakości energii elektrycznej [66] - [81], [135].

Jakość energii, kompatybilność elektromagnetyczna		
<i>PN-EN 50160</i>	2010r.	Parametry napięcia zasilającego w publicznych sieciach elektroenergetycznych.
<i>PN-EN 61000-2-4</i>	2003r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Środowisko. Poziomy kompatybilności dotyczące zaburzeń przewodzonych małej częstotliwości w sieciach zakładów przemysłowych.
<i>PN-EN 61000-4-16</i>	2006r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na asymetryczne zaburzenia przewodzone w zakresie częstotliwości od 0Hz do 150kHz.
<i>PN-EN 61000-4-30</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Metody pomiaru jakości energii.
Przepięcia		
<i>PN-EN 61000-4-4</i>	2010r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na serie szybkich elektrycznych stanów przejściowych.
<i>PN-EN 61000-4-5</i>	2010r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na udary.
<i>PN-EN 61000-4-12</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na tłumione przebiegi sinusoidalne.
Zapady i krótkie przerwy napięcia		
<i>PN-EN 61000-4-11</i>	2007r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badania odporności na zapady napięcia, krótkie przerwy i zmiany napięcia.
Harmoniczne i interharmoniczne		
<i>PN-EN 61000-3-2</i>	2010r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Dopuszczalne poziomy. Dopuszczalne poziomy emisji harmonicznym prądu (fazowy prąd zasilający odbiornika $\leq 16A$).
<i>PN-EN 61000-4-7</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Ogólny przewodnik dotyczący pomiarów harmonicznym i interharmonicznym oraz stosowanych do tego celu przyrządów pomiarowych dla sieci zasilających i przyłączonych do nich urządzeń.
<i>PN-EN 61000-4-13</i>	2010r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badania odporności na harmoniczne i interharmoniczne małej częstotliwości w przyłączy prądu przemiennego łącznie z sygnałami przesyłanymi w sieciach zasilających.
Wahania napięcia		
<i>PN-EN 61000-3-3</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Dopuszczalne poziomy. Ograniczenia zmian napięcia i migotania światła w sieciach zasilających niskiego napięcia, powodowanych przez odbiorniki o prądzie znamionowym $\leq 16A$ przyłączanych bezwarunkowo.
<i>PN-EN 61000-4-14</i>	2010r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na wahania napięcia.
<i>PN-EN 61000-4-15</i>	2005r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Miernik migotania światła. Specyfikacja funkcjonalna i projektowa.
Zmienność częstotliwości sieciowej		
<i>PN-EN 61000-4-28</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na zmiany częstotliwości sieci zasilającej dla urządzeń o fazowym prądzie wejściowym do 16A.
Asymetria napięć		
<i>PN-EN 61000-4-27</i>	2009r.	Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na asymetrię napięcia dla urządzeń o fazowym prądzie wejściowym do 16A.

Tabela 5 Zestawienie pozostałych polskich regulacji prawnych dotyczących jakości energii elektrycznej [91]-[94], [108], [109].

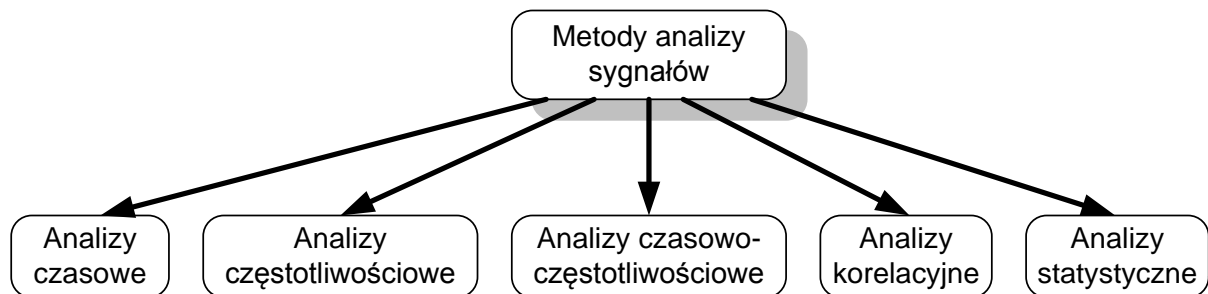
<i>Dz. U. Nr 54, poz. 348</i>	z dn. 10 kwietnia 1997r.	Prawo energetyczne.
<i>Dz. U. Nr 93, poz. 623</i>	z dn. 4 maja 2007r.	Rozporządzenie Ministra Gospodarki w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego.
<i>Dz. U. Nr 30, poz. 178</i>	z dn. 18 luty 2008r.	Rozporządzenie Ministra Gospodarki zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego.
<i>Dz. U. Nr 162, poz. 1005</i>	z dn. 21 sierpnia 2008r.	Rozporządzenie Ministra Gospodarki zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego.
<i>Dz. U. Nr 216, poz. 1677</i>	z dn. 18 grudnia 2009r.	Rozporządzenie Ministra Gospodarki zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych zasad kształtowania i kalkulacji taryf oraz rozliczeń w obrocie energią elektryczną.
<i>Dz. U. Nr 21, poz. 104</i>	z dn. 8 stycznia 2010r.	Ustawa o zmianie ustawy – Prawo energetyczne oraz o zmianie niektórych innych ustaw.

4. Analiza sygnałów

4.1. Wprowadzenie

W znaczeniu ogólnym analiza to rozkład na składniki (lub czynniki) struktur złożonych. Analiza sygnałów stosowana jest w celu wydobywania informacji niesionej przez sygnał np. rozpoznanie treści sygnału mowy, przewidywanie ruchów tektonicznych na podstawie zarejestrowanych sygnałów geosejsmicznych [130].

W celu uzyskania, ulepszenia bądź zmiany postaci informacji niesionej przez sygnał, sygnały poddaje się różnego rodzaju przetworzeniom. Przetwarzanie sygnałów polega na wykorzystaniu operacji matematycznych, transformujących sygnał (sygnały) do wymaganej przez nas postaci. Sygnał poddawany jest przetworzeniu w celu ułatwienia jego analizy. Rysunek (Rys. 4.1) przedstawia podstawowy podział metod analiz uwzględniających dziedzinę wykonywanych operacji (czas, częstotliwość i czas-częstotliwość) [47], [48].



Rys. 4.1 Podstawowy podział metod analiz sygnałów.

Analiza sygnałów najczęściej sprowadza się do ich analizy częstotliwościowej [130]. Do zalet analizy częstotliwościowej możemy zaliczyć [101]:

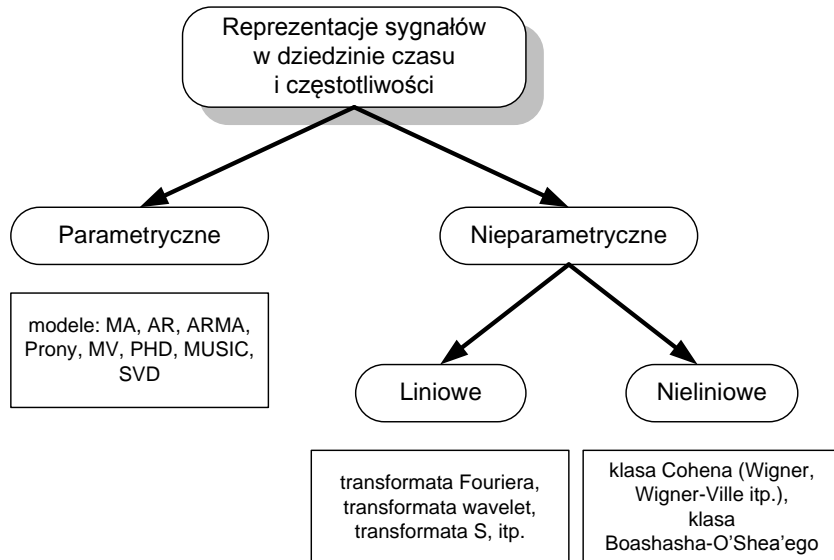
- możliwość zastosowania do bardzo szerokiej gamy sygnałów,
- wszechstronnie opracowane podstawy teoretyczne,
- prostota związków z innymi metodami analiz sygnałów,
- głęboka interpretacja fizyczna.

Zadaniem analizy częstotliwościowej jest badanie parametrów i właściwości sygnału poprzez analizę jego struktury częstotliwościowej, czyli poprzez analizę widma sygnału i jego podstawowych cech. Częstotliwości zawarte w sygnałach występujących samoistnie w przyrodzie i niosą ze sobą informacje o właściwościach lub stanach rozpatrywanych obiektów, np. sygnały biomedyczne niosące informacje o aktualnym stanie pacjenta. Najbardziej znaną i powszechnie stosowaną metodą analizy częstotliwościowej jest transformacja Fouriera [101], [130], [131]. Umożliwia ona przekształcenie sygnału z dziedziny czasu w dziedzinę częstotliwości, dając tym samym informacje na temat częstotliwości zawartych w sygnale. Praktyczne realizacje transformacji Fouriera obarczone są pewnymi ograniczeniami, m.in. dotyczącymi ilości przetwarzanych próbek sygnału, czy czasem trwania okna pomiarowego.

W praktycznych zastosowaniach najczęściej mamy do czynienia z sygnałami niestacjonarnymi, których cechy charakterystyczne ulegają zmianą w czasie. W tym przypadku transformacja Fouriera okazuje się niewystarczająca, ponieważ widma takich sygnałów ulegają zmianie w czasie, a metoda Fouriera daje uśrednione wyniki (w oknie analizy). Rozwiązaniem niedoskonałości transformacji Fouriera była zaproponowana przez Gabora krótkookresowa

transformacja Fouriera (STFT), a w kolejnym kroku wprowadzenie i rozwinięcie metod transformacji falkowej [4], [39] - [42].

Poza przytoczonymi metodami analizy sygnałów w dziedzinie czasu i częstotliwości istnieje jeszcze cały szereg metod, których uproszczony podział przedstawiono na rysunku (Rys. 4.2).



Rys. 4.2 Uproszczona klasyfikacja metod częstotliwościowych i czasowo-częstotliwościowych sygnału ze względów obliczeniowych [132].

4.2. Wybrane metody przetwarzania sygnałów

4.2.1. Transformacja Fouriera

Transformacja Fouriera przekształca funkcję w dziedzinie czasu na funkcję w dziedzinie częstotliwości. Uwidacznia w ten sposób składowe sygnału będące funkcjami sinusoidalnymi. Dzięki czemu sygnał można przedstawić jako sumę sinusoid o różnych amplitudach, częstotliwościach i fazach.

Transformację Fouriera danej funkcji $x(t)$ określają warunki Dirichleta [101], [130]:

- funkcja $x(t)$ posiada skończoną liczbę nieciągłości w dowolnym skończonym przedziale, a wartości funkcji w tych przedziałach są ograniczone,
- funkcja $x(t)$ ma skończoną liczbę ekstremów w dowolnym skończonym przedziale,
- funkcja $x(t)$ jest bezwzględnie całkowalna.

Jeżeli funkcja $x(t)$ spełnia wskazane powyżej warunki to można na niej wykonać transformację Fouriera. Ciągłe przekształcenie Fouriera wyraża się zależnością (4.1):

$$X(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad (4.1)$$

A odwrotne do niego przekształcenie przedstawia wzór (4.2):

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(f) e^{j\omega t} df \quad (4.2)$$

gdzie:

t – czas,

f – częstotliwość,

ω – pulsacja,

$X(j\omega)$ – widmo sygnału.

Przy czym $X(f)$ może być przekształcone do współrzędnych biegunowych (4.3):

$$X(j\omega) = |X(j\omega)| e^{j\varphi(\omega)} \quad (4.3)$$

gdzie:

$|X(j\omega)|$ – widmo amplitudowe,

$\varphi(\omega)$ – widmo fazowe.

W rzeczywistych realizacjach przekształcenia Fouriera, sygnał poddawany analizie jest spróbkowany i ma ograniczoną do N próbek długość, co jest równoznaczne z wymnożeniem dyskretnego sygnału (4.4) z funkcją okna $w(n)$, w najprostszym przypadku prostokątnego przyjmującego N niezerowych wartości (4.5):

$$x_w(n) = x(n) \cdot w(n), \quad -\infty < n < +\infty \quad (4.4)$$

$$w(n) = \begin{cases} 1, & n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \\ 0, & \text{pozostałe } n \end{cases} \quad (4.5)$$

Dla opisanego powyżej przypadku para transformat przybiera postać według wzorów (4.6) i (4.7):

$$X^{(N)}(e^{j\Omega}) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\Omega n} \quad (4.6)$$

$$x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} X^{(N)}(e^{j\Omega}) e^{j\Omega n} d\Omega \quad (4.7)$$

gdzie:

$\Omega = \frac{2\pi f}{f_s}$ – znormalizowana pulsacja,

f_s – częstotliwość próbkowania sygnału.

W wyniku przekształcenia otrzymano ciągłe widmo dyskretnego sygnału $x(n)$. Większe znaczenie praktyczne ma jednak dyskretne przekształcenie Fouriera – DFT (ang. *Discrete Fourier Transform*). W przypadku DFT analizie poddawany jest sygnał dyskretny

o skończonej liczbie próbek N , natomiast wynikiem przetworzenia jest także dyskretne N – punktowe widmo sygnału. Zależności (4.8) oraz (4.9) przedstawiają parę dyskretnych transformat.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, \quad k = 0,1,2, \dots N-1 \quad (4.8)$$

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k)e^{j\frac{2\pi}{N}kn}, \quad n = 0,1,2, \dots N-1 \quad (4.9)$$

W wyniku okienkowania (4.4) dyskretne widmo $X(k)$ sygnału $x(n)$ zostaje zniekształcone. Jest to spowodowane splotem sygnału i okna (4.10) w dziedzinie częstotliwości, w wyniku czego dochodzi do rozmycia widma sygnału i pojawienia się w widmie fałszywych prążków (tzw. listków bocznych) [130].

$$X_w(e^{j\Omega}) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} X(e^{j\Theta})W(e^{j(\Omega-\Theta)})d\Theta \quad (4.10)$$

Dyskretyzacja sygnału $x(n)$ powoduje powielenie jego widma z okresem częstotliwości próbkowania f_s . Szerokość listka głównego Δ_{ml} jest zależna od ilości próbek okna $w(n)$ oraz od rodzaju wykorzystanego okna. Okna stosowane w analizie Fouriera dzielone są na parametryczne oraz nieparametryczne. Tabela (Tabela 6) przedstawia podstawowe okna nieparametryczne wraz z ich parametrami.

Tabela 6 Wybrane dyskretne, nieparametryczne okna czasowe i ich parametry [130].

Nazwa okna	Definicja okna $w(n), n=0, \dots, N-1$	Szerokość listka głównego - Δ_{ml}	Względne tłumienie najwyższego listka bocznego - A_{sl}
Prostokątne	1	$4\pi / N$	13,3dB
Trójkątne	$1 - \frac{2 n - (N-1)/2 }{N-1}$	$8\pi / N$	26,5dB
Hanninga (Hanna)	$\frac{1}{2} \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) \right)$	$8\pi / N$	31,5dB
Hamminga	$0,54 - 0,46 \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right)$	$8\pi / N$	42,7dB
Blackmana	$0,42 - 0,50 \cos \left(\frac{2\pi n}{N-1} \right) + 0,08 \cos \left(\frac{4\pi n}{N-1} \right)$	$12\pi / N$	58,1dB

gdzie: $\Delta_{ml} = 2\pi \left(\frac{\Delta f}{f_s} \right)$.

Nie mniej ważną grupę stanowią okna parametryczne. W oknach tego typu istnieje możliwość projektowania okna w celu uzyskania wymaganych parametrów (szerokości listka głównego, względnego tłumienia najwyższego listka bocznego). Przykładowe okna parametryczne [130]:

- okno Dolpha-Czebyszewa

Okno Dolpha-Czebyszewa jest wynikiem optymalizacji, w której minimalizuje się szerokość listka głównego widma przy założeniu określonej długości okna oraz przy ograniczeniu dopuszczalnej wysokości maksymalnego listka bocznego. Jest to okno optymalne, ponieważ charakteryzuje się ono listkiem głównym widma o najmniejszej szerokości ze wszystkich okien o tej samej długości, z tego powodu szczególnie nadaje się ono do wysokorozdzielczych analiz częstotliwościowych sygnałów.

Definicję okna Dolpha-Czebyszewa przedstawia zależność (4.11):

$$w_{DC}(m + (M + 1)) = C \left[\frac{1}{\gamma} + 2 \sum_{k=1}^M T_{N-1} \left(\beta \cos \frac{\pi k}{N} \right) \cos \frac{2\pi k m}{N} \right], \quad (4.11)$$

$$\text{dla } -M \leq m \leq M$$

gdzie:

$$T_N(x) = \begin{cases} \cos((N-1) \cos^{-1} x), & |x| \leq 1 \\ \cosh((N-1) \cosh^{-1} x), & |x| > 1 \end{cases}$$

$$\beta = \cosh \left(\frac{1}{N-1} \cosh^{-1} \frac{1}{\gamma} \right) = \cosh \left(\frac{1}{N-1} \cosh^{-1} (10^{A_{sl}/20}) \right).$$

- okno Kaisera

Okno Kaisera jest wynikiem optymalizacji, podczas której minimalizuje się szerokość listka głównego widma przy założeniu jego określonej długości oraz procentowego udziału energii listków bocznych w całkowitej energii widma.

Definicja okna Kaisera jest następująca (dla N parzystego lub nieparzystego) (4.12):

$$w_K(n) = \frac{I_0 \left(\beta \sqrt{1 - \left(\frac{n - (N-1)/2}{(N-1)/2} \right)^2} \right)}{I_0(\beta)}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4.12)$$

gdzie $I_0(\beta)$ oznacza funkcję Bessela zerowego rzędu, określoną wzorem (4.13):

$$I_0(x) = 1 + \sum_{k=1}^{\infty} \left[\frac{\left(\frac{x}{2} \right)^{2k}}{k!} \right]^2 \quad (4.13)$$

a β i N są parametrami projektowymi okna:

$$\beta = \begin{cases} 0, & \text{dla } A_{sl} < 13,26 \text{ dB} \\ 0,76609(A_{sl} - 13,26)^{0,4} + 0,09834(A_{sl} - 13,26), & \text{dla } 13,26 < A_{sl} < 60 \text{ dB} \\ 0,12438(A_{sl} + 6,3), & \text{dla } 60 < A_{sl} < 120 \text{ dB} \end{cases}$$

$$N = [K], \quad K = \frac{24\pi(A_{sl} + 12)}{155 \cdot \Delta_{ml}} + 1$$

gdzie $[K]$ oznacza najmniejszą liczbę naturalną równą lub większą od K .

4.2.2. Krótkookresowa transformacja Fouriera

Krótkookresowa transformacja Fouriera STFT – (ang. *Short Time Fourier Transform*) była kolejnym krokiem w rozwoju metod fourierowskich, nieprzystosowanych do tej pory do analizy sygnałów niestacjonarnych [40], [41], [101], [130] i [131]. W metodzie tej wprowadzono analizujące, przesuujące się w czasie, okno czasowe o stałej długości. Zatem w literaturze można spotkać się z inną nazwą metody – MWM (ang. *Moving Window Method*). Definicję tej transformacji opisują następujące zależności w dziedzinie czasu (4.14) i dziedzinie częstotliwości (4.15):

$$STFT_x^T(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)\gamma^*(\tau - t)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4.14)$$

$$STFT_x^F(t, f) = e^{-j2\pi ft} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\nu)\Gamma^*(\nu - f)e^{j2\pi\nu t} d\nu \quad (4.15)$$

gdzie:

t – chwila czasowa, w której wykonywana jest analiza sygnału (przesunięcie w czasie),

f – częstotliwość,

$\gamma(t)$ – czasowe okno analizy (obserwacji),

$\Gamma(t)$ – transformacja Fouriera okna $\gamma(t)$,

$x(t)$ – sygnał analizowany w dziedzinie czasu,

$X(f)$ – sygnał analizowany w dziedzinie częstotliwości.

Syntezę sygnału $x(t)$ – transformację odwrotną, definiuje się zależnością (4.16):

$$x(t) = \frac{1}{\gamma(0)} \int_{-\infty}^{+\infty} STFT_x(t, f)e^{j2\pi ft} df \quad (4.16)$$

gdzie :

$\gamma(0)$ – jest wartością okna $\gamma(t)$ w chwili zerowej.

Dyskretna postać równania (4.14) ma następującą postać (4.17):

$$STFT_x^T(n, k) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m)\gamma^*(n-m)e^{-j\left(\frac{2\pi}{N}k\right)m} \quad (4.17)$$

gdzie:

k – zdyskretyzowana częstotliwość,

n – wybrana chwila czasowa (numer próbki sygnału), dla której wyznaczane jest dyskretne widmo,

m – numer próbki okna $\gamma(m)$, dla $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$,

M – rozmiar okna $\gamma(m)$, M powinno spełniać zależność $M \leq N$.

Ograniczając przedział analizowanego sygnału do N próbek otrzymano (4.18):

$$STFT_x^T(n, k) = \sum_{m=0}^{N-1} x(n-m)\gamma^*(m)e^{j\left(\frac{2\pi}{N}k\right)m} \quad (4.18)$$

k – zdyskretyzowana częstotliwość o wartościach z przedziału: $k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ oraz $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$,

n – wybrana chwila czasowa (numer próbki sygnału), dla której wyznaczane jest dyskretne widmo,

m – numer próbki okna $\gamma(m)$, dla $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$,

N – ilość próbek sygnału.

Po uzupełnieniu sygnału $x(n)$ próbkami zerowymi do rozmiaru $N = 2^p$, do realizacji STFT można zastosować szybkie algorytmy transformacji Fouriera – FFT [130], które upraszczają obliczeniowo prezentowaną metodę.

Zależność pomiędzy ciągłą i dyskretną krótkookresową transformacją Fouriera została przedstawiona za pomocą następujących wzorów (4.19) i (4.20):

$$STFT[k, n] = STFT(t, f) \quad (4.19)$$

$$t = k\Delta t, \quad f = \frac{n}{M\Delta t} \quad (4.20)$$

gdzie:

Δt – okres próbkowania.

Otrzymane w wyniku krótkookresowej transformacji Fouriera amplitudowe widmo sygnału zwane spektrogramem, wykorzystywane jest do dalszej analizy sygnału. Spektrogram STFT stanowi najprostszy typ reprezentacji czasowo-częstotliwościowej sygnału i definiuje się go jako kwadrat modułu transformacji (4.21):

$$SP(t, f) = |STFT(t, f)|^2 \quad (4.21)$$

Z punktu widzenia zasady nieoznaczoności najlepszą koncentrację czasowo-częstotliwościową posiada funkcja Gaussa. Definiując kształt czasowego okna obserwacji za pomocą tej funkcji uzyskuje się optymalną czasowo-częstotliwościową rozdzielczość analizy. Zakładając, że sygnał poddawany analizie STFT również posiada kształt funkcji Gaussa, uzyskuje się maksymalną wartość STFT. Wyniki analizy STFT przy tak dobranych założeniach umożliwiają zbadanie maksymalnych możliwości analizy czasowo-częstotliwościowej [97].

Zakładając, że funkcja okna będzie wrażona wzorem (4.22):

$$\gamma(t) = \left(\frac{\alpha}{\pi}\right)^{\frac{1}{4}} e^{\left(-\frac{\alpha}{2}t^2\right)} \quad (4.22)$$

a sygnał wejściowy (4.23):

$$s(t) = \left(\frac{\beta}{\pi}\right)^{\frac{1}{4}} e^{\left(-\frac{\beta}{2}t^2\right)} \quad (4.23)$$

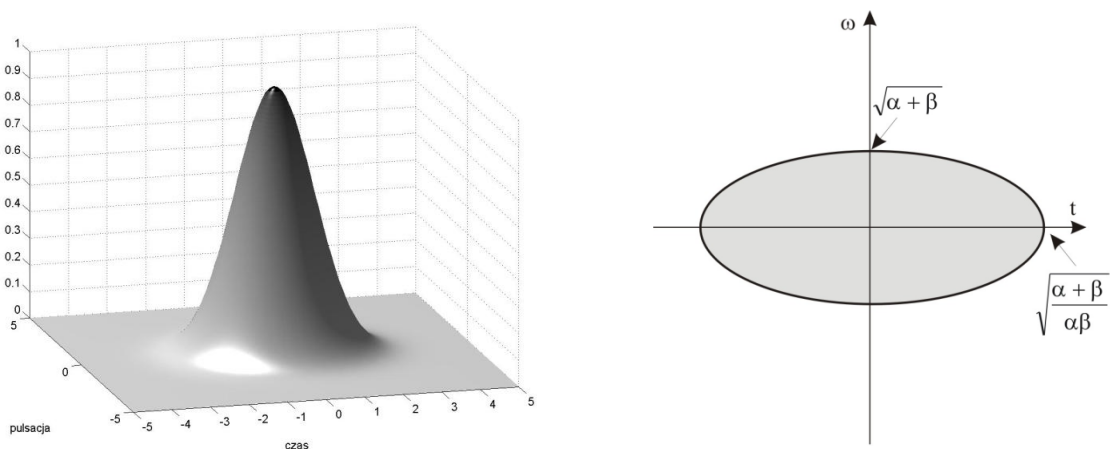
Zatem transformata STFT w oknie $\gamma(t)$ sygnału $s(t)$ wynosi [97] (4.24):

$$STFT(t, \omega) = \left(\frac{2\sqrt{\alpha\beta}}{\alpha + \beta}\right)^{\frac{1}{2}} e^{\left(-\frac{\alpha\beta}{2(\alpha+\beta)}t^2 - \frac{1}{2(\alpha+\beta)}\omega^2 + j\frac{\alpha}{\alpha+\beta}\omega t\right)} \quad (4.24)$$

Odpowiadając powyższej zależności spektrogram wyrażony jest wzorem (4.25):

$$SP(t, \omega) = \frac{2\sqrt{\alpha\beta}}{\alpha + \beta} e^{\left(-\frac{\alpha\beta}{\alpha+\beta}t^2 - \frac{1}{\alpha+\beta}\omega^2\right)} \quad (4.25)$$

Spektrogram skoncentrowany jest wokół punktu (0,0), czyli w środku sygnału. Poziomy przekrój funkcji jest elipsą. Pole elipsy uzyskuje wartość minimalną w przypadku idealnego dopasowania funkcji okna do kształtu badanego sygnału ($\alpha = \beta$). Dla wartości spektrogramu równej $1 - e^{-1}$ pole to wynosi 2π (Rys. 4.3).



Rys. 4.3 Po lewej: spektrogram sygnału gaussowskiego w oknie czasowym Gaussa. Po prawej: elipsa uzyskana w wyniku przekroju poziomego spektrogramu STFT (minimalne pole powierzchni równe 2π).

4.2.3. Transformacja Gabora

Inną blisko spokrewnioną z STFT metodą analizy sygnałów jest transformacja Gabora [97], [130], [131]. W metodzie tej, analizowany sygnał zostaje rozłożony na sumę funkcji bazowych, które otrzymywane są z funkcji prototypowej będącej oknem gaussowskim, w wyniku przesunięcia jej w czasie i częstotliwości [130]. Ogólną postać transformacji Gabora wyrazić można za pomocą zależności (4.26):

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} g_{m,n}(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} g(t - m\Delta t) e^{j2\pi(n\Delta f)t} \quad (4.26)$$

gdzie:

$g_{m,n}(t)$ – przesunięta w czasie i częstotliwości dowolna funkcja bazowa (okno syntezy),

$C_{m,n}$ – współczynnik dekompozycji,

$m\Delta t$ – przesunięcie w czasie,

$n\Delta f$ – przesunięcie w częstotliwości,

oraz przy założeniu: $\Delta t \cdot \Delta f \leq 1$.

Współczynnik dekompozycji $C_{m,n}$, wyznacza się z zależności (4.27):

$$C_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \gamma_{m,n}^*(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \gamma^*(t - m\Delta t) e^{j2\pi n\Delta f t} dt \quad (4.27)$$

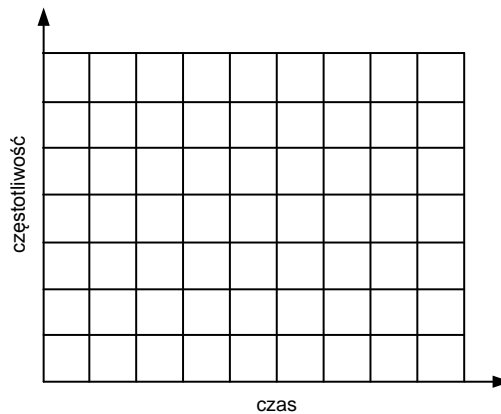
gdzie:

$\gamma(t)$ – funkcja prototypowa analizy (okno analizy), ortogonalna do funkcji $g(t)$ dla której spełniona jest poniższa zależność (4.28) [101]:

$$\sum_{m,n} g_{m,n}(t) \gamma_{m,n}^*(t') = \delta(t - t') \quad (4.28)$$

W efekcie czasowo-częstotliwościową transformatę Gabora ciągłego sygnału $x(t)$ można zapisać następująco (4.29):

$$S_x(mT, nF) |C_{m,n}|^2 \quad (4.29)$$



Rys. 4.4 Podział płaszczyzny czasowo-częstotliwościowej w metodzie STFT i transformacie Gabora [130].

4.2.4. Transformacja falkowa

Transformacja falkowa jest obecnie jednym z najpopularniejszych i najdynamiczniej rozwijanych narzędzi analizy częstotliwościowej sygnałów niestacjonarnych. Powstanie transformaty było wynikiem wzmożonego zapotrzebowania na metodę analizy czasowo-częstotliwościowej o zmiennej szerokości okna tak, która dawałaby wysoką rozdzielczość częstotliwościową dla składowych o niskich częstotliwościach oraz precyzyjną lokalizację w czasie dla wysokich częstotliwości, podczas analizy sygnałów niestacjonarnych. Definicję ciągłego przekształcenia falkowego – CWT przedstawiają zależności w dziedzinie czasu (4.30) i w dziedzinie częstotliwości (4.31) [4], [40], [130].

$$CWT_x^T(t, a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \gamma^* \left(\frac{\tau - t}{a} \right) d\tau \quad (4.30)$$

$$CWT_x^F(t, a) = \sqrt{|a|} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \Gamma^*(af) e^{j2\pi ft} df \quad (4.31)$$

gdzie:

$\gamma(t)$ – falka bazowa (macierzysta),

$\frac{1}{\sqrt{|a|}} \gamma \left(\frac{t-\tau}{a} \right)$ – pewna rodzina falek (jądro transformaty),

$\Gamma(f)$ – transformacja Fouriera falki $\gamma(t)$,

a – współczynnik skali,

t – przesunięcie w czasie,

$x(t)$ – sygnał analizowany w dziedzinie czasu,

$X(f)$ – sygnał analizowany w dziedzinie częstotliwości.

Odwrotną ciągłą transformację falkową definiuje się natomiast według zależności (4.32) [130]:

$$x(t) = \frac{2}{C_\gamma} \int_0^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} CWT_x(\tau, a) g\left(\frac{t-\tau}{a}\right) d\tau \right] \frac{da}{a^2} \quad (4.32)$$

gdzie:

$$C_\gamma = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Gamma(f)|^2}{|f|} df < \infty, \quad \Gamma(0) = 0 \quad (4.33)$$

Podobnie jak w przypadku STFT (rozdział 4.2.2) zdefiniowano spektrogram jako kwadrat modułu transformacji (4.21), tak dla falek można zdefiniować skalogram do reprezentacji przetworzonego sygnału (4.34).

$$S_x^{SCAL}(t, a) = |CWT_x(t, a)|^2 \quad (4.34)$$

W wyniku analizy sygnału ciągłą transformacją falkową uzyskuje się znaczną nadmiarowość reprezentacji, dlatego też najczęściej próbkuje się jej parametry (czas i współczynnik skali), otrzymując – analogicznie do szeregu Fouriera, współczynnik szeregu falkowego. Najczęściej stosowanym jest diadyczny szereg falkowy, w którym wykorzystuje się następujące założenie (4.35):

$$t = n2^{-m}, a = 2^{-m} \quad (4.35)$$

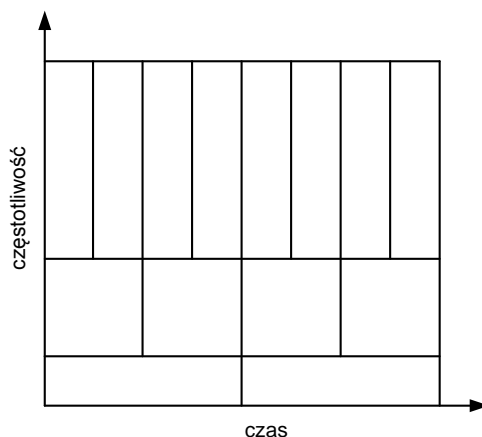
W diadycznym szeregu falkowym sygnał reprezentowany jest za pomocą wyrażenia (4.36):

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} d_{m,n} g_{m,n}(t) \quad (4.36)$$

gdzie:

$$d_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \gamma_{m,n}^*(t) dt, \quad g_{m,n}(t) = 2^{m/2} g(2^m t - n), \quad \gamma_{m,n}(t) = 2^{m/2} \gamma(2^m t - n) \quad (4.37)$$

przy czym $\gamma(t)$ jest funkcją dualną do $g(t)$, a dla systemu falek ortogonalnych $\gamma(t) = g(t)$ [130]. Dla przytoczonych założeń przestrzeń czasowo-częstotliwościowa sygnału jest dzielona według poniższego rysunku. Istnieje także możliwość innego podziału płaszczyzny czasowo-częstotliwościowej sygnału (szachownice dekompozycji) w której wykorzystuje się koncepcję multifalek oraz pakietów falkowych. Zdarza się również, że szachownice dekompozycji tworzone są adaptacyjnie, na przykład na podstawie entropii informacyjnej [90], [96], tego typu falki zwane są adaptacyjnymi pakietami falkowymi [130].



Rys. 4.5 Podział płaszczyzny czasowo-częstotliwościowej dla transformaty falkowej diadycznej [4], [42].

W praktycznych zastosowaniach zamiast analizy sygnału ciągłego, wykorzystuje się jego postać dyskretyzowaną. Stąd też większe znaczenie praktyczne ma dyskretna (czasowa) transformacja Falkowa. Dyskretne przekształcenie falkowe – DWT można przedstawić za pomocą zależności (4.38) [40]:

$$DWT_x^T(p, q) = a_0^{-p/2} \sum_n x(n) \gamma(a_0^{-p} n - q\tau_0) \quad (4.38)$$

gdzie:

- p – współczynnik skali,
- q – przesunięcie na osi czasu,
- n – dyskretny czas,

oraz dla transformacji Falkowej diadycznej:

$$a_0 = 2,$$

$$\tau_0 = 1.$$

W analizie falkowej sygnał może być rozłożony na dwa typy funkcji ściśle powiązanych ze sobą (tworzących rodzinę ortogonalną), charakteryzującymi się różnymi właściwościami [42]:

- funkcja skalująca (ang. *scaling function*) – oznaczaną najczęściej przez $\varphi(t)$ lub $\varphi(n)$,
- funkcja falkowa (ang. *wavelet function*) – oznaczaną przez $\psi(t)$ lub $\psi(n)$.

Transformacja falkowa sygnału przy takim założeniu polega na wyznaczeniu odpowiednich współczynników rozkładu sygnału na podstawie iloczynów skalarnych. Dla diadycznej DWT rozkład sygnału odbywa się według zależności (4.39) oraz (4.40) :

$$c_j(k) = \langle x(n), \varphi_{j,k}(n) \rangle = \sum_n x(n) \varphi_{j,k}(n) \quad (4.39)$$

$$d_j(k) = \langle x(n), \psi_{j,k}(n) \rangle = \sum_n x(n) \psi_{j,k}(n) \quad (4.40)$$

gdzie:

$$\varphi_{j,k}(n) = 2^{-j/2}\varphi(2^{-j}n - k), \quad \psi_{j,k}(n) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}n - k)$$

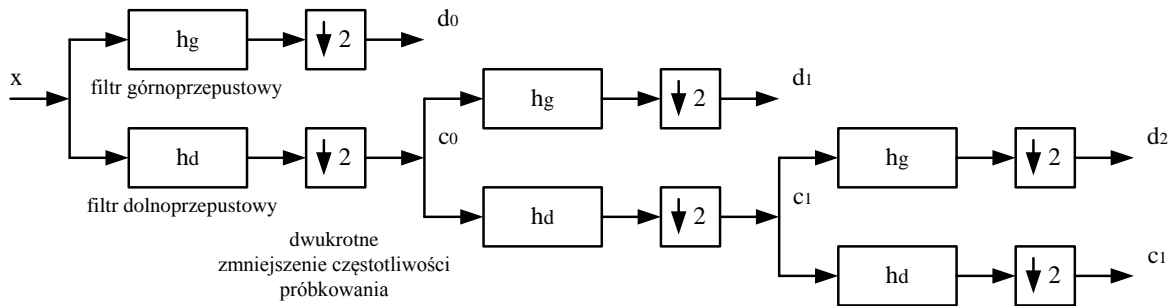
$c_j(k)$ – współczynnik rozkładu dla funkcji skalującej,

$d_j(k)$ – współczynnik rozkładu dla funkcji falkowej.

Odwrotne dyskretne diadyczne przekształcenie falkowe – IDWT (rekonstrukcję sygnału) można zapisać za pomocą zależności (4.41):

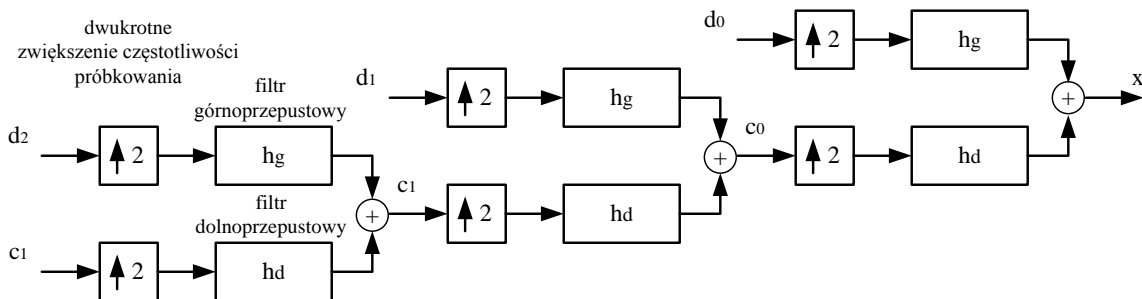
$$x(n) = \sum_k 2^{-j_0/2} c_{j_0}(k) \varphi(2^{-j_0}n - k) + \sum_k \sum_{j=0}^{j_0} 2^{-j/2} d_j(k) \psi(2^{-j}n - k) \quad (4.41)$$

Jedną z przyczyn popularności diadycznej transformacji falkowej jest łatwość jej praktycznej implementacji. Falki można zastąpić związanymi z nimi filtrami (teoria wielorozdzielczej aproksymacji sygnału [4], [130]), a współczynniki dekompozycji falkowej ($d_j(k), c_j(k)$) uzyskiwać w wyniku wielopoziomowej filtracji sygnału za pomocą pary filtrów: dolnoprzepustowego h_d (odpowiadającemu funkcji skalującej) i górnoprzepustowego h_g (reprezentującego funkcję falkową) oraz decymacji próbek drugiego rzędu (odrzućenie co drugiej próbki) (Rys. 4.6).



Rys. 4.6 Trójpoziomowa diadyczna analiza falkowa z wykorzystaniem filtrów falkowych.

Analogicznie z wykorzystaniem opisanych filtrów dokonuje się syntezy sygnału realizując w ten sposób odwrotne przekształcenie falkowe (Rys. 4.7).



Rys. 4.7 Trójpoziomowa diadyczna synteza falkowa z wykorzystaniem filtrów falkowych.

Związek pomiędzy funkcjami falkowymi oraz skalującymi, a odpowiadającymi im filtrami określają zależności (4.42) oraz (4.43) [42], [130]:

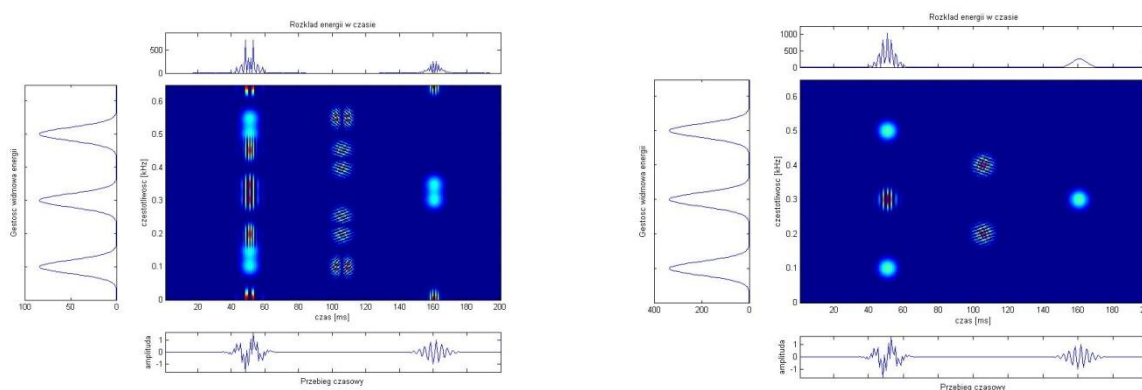
$$h_d(q) = \sqrt{2} \int_t \varphi(t)\varphi(2t - q)dt \quad (4.42)$$

$$h_g(q) = \sqrt{2} \int_t \psi(t)\varphi(2t - q)dt \quad (4.43)$$

Odpowiedni dobór filtrów h_d oraz h_g decyduje pośrednio o zastosowanej funkcji skalującej oraz funkcji falkowej, a przez to o właściwościach danej transformacji falkowej. Dostępny jest cały szereg funkcji falkowych oraz związanych z nimi funkcji skalujących, a także odpowiadających im filtrów. W zależności od wymaganych cech falek, stosuje się między innymi rodziny falek: Daubechies, Symlets, Coiflets, Meyer'a, Morlet'a, Haar'a i inne [4]. Możliwa jest także (po spełnieniu określonych założeń matematycznych dotyczących funkcji falkowych i skalujących [4], [130]) konstrukcja własnych falek dostosowanych do określonych potrzeb.

4.2.5. Transformacja Wignera-Ville'a

Transformacja Wignera po raz pierwszy została zdefiniowana w mechanice kwantowej w 1932r. przez późniejszego laureata nagrody Nobla – Eugene Wigner'a [116]. W 1948r. J. Ville zaproponował wykorzystanie w transformacji sygnału analitycznego, który pozwolił na wyzerowanie widma czasowo-częstotliwościowego dla ujemnych częstotliwości oraz całkowite usunięcie pasożytniczych interferencji pomiędzy składowymi o ujemnych i dodatnich częstotliwościach [111] (Rys. 4.8).



Rys. 4.8 Reprezentacja Wignera-Ville'a trzech sygnałów Gaussa o częstotliwościach 100, 300, 500Hz oraz powstałe interferencje pasożytnicze (200, 300, 400Hz). Po lewej stronie prezentacja widma sygnału rzeczywistego, po prawej stronie widmo sygnału analitycznego.

Czasowo-częstotliwościowa reprezentacja Wignera-Ville'a (WVD) spełnia wyjątkową rolę w analizie częstotliwościowej sygnałów niestacjonarnych, ponieważ idealnie odwzorowuje w przestrzeni czasowo-częstotliwościowej liniową zmianę częstotliwości. Stanowi także podstawę do tworzenia metod uśrednionych [97], [130]. Ciągłą transformatę Wignera-Ville'a można przedstawić za pomocą zależności (4.44) [85], [86], [131]:

$$WVD_s(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4.44)$$

jądro funkcji Wignera-Ville'a definiowane jako:

$$s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \quad (4.45)$$

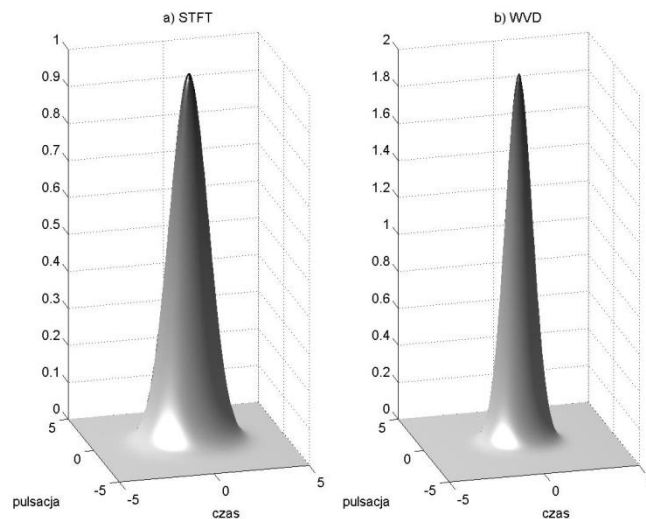
Reprezentacja Wignera-Ville'a charakteryzuje się największą koncentracją energii w przestrzeni czasowo-częstotliwościowej, czyli posiada najlepszą łączną zdolność rozdzielczą. W przypadku sygnałów złożonych w reprezentacji Wignera-Ville'a występują pasożytnicze interferencje wzajemne (ang. *cross-terms*) o charakterze oscylacyjnym pomiędzy składowymi własnymi widma (Rys. 4.8), które znacznie utrudniają interpretację wyników [8], [14], [15], [26], [27], [28], [30], [50], [53], [59], [82], [97], [98], [118], [130].

Poddając transformacji Wignera-Ville'a sygnał o kształcie funkcji Gaussa (4.46):

$$s(t) = \left(\frac{\alpha}{\pi}\right)^{\frac{1}{4}} e\left(-\frac{\alpha}{2}t^2\right) \quad (4.46)$$

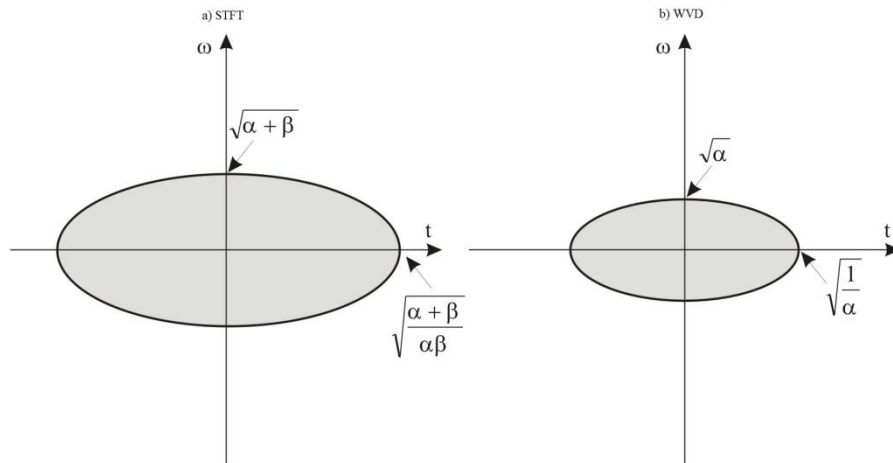
otrzymano (4.47) [14], [97]:

$$WVD_s(t, \omega) = 2e\left(-\alpha t^2 - \frac{1}{\alpha}\omega^2\right) \quad (4.47)$$



Rys. 4.9 Kształty funkcji uzyskanych w wyniku przetworzenia funkcji Gaussa za pomocą:
a) spektrogramu STFT, b) WVD.

Transformacja WVD funkcji Gaussa, podobnie jak dla spektrogramu STFT, skoncentrowana jest wokół punktu (0,0) czasowo-częstotliwościowego (Rys. 4.9). Poziomy przekrój funkcji jest również elipsą, natomiast pole elipsy dla wartości spektrogramu równej $1 - e^{-1}$ wynosi (Rys. 4.10). Rozdzielczość transformaty WVD jest zatem dwukrotnie większa.



Rys. 4.10 Przekroje poziome wyników transformacji: a) spektrogramu STFT (minimalne pole powierzchni równe 2π), b) WVD (minimalne pole powierzchni równe π).

Zasadniczą wadą transformacji Wignera-Ville'a jest zjawisko zwane interferencjami pasożytniczymi lub członami krzyżowymi (ang. *cross terms*) pojawiające się podczas transformacji sumy wielu sygnałów [8], [14], [15], [27], [59], [97].

Rozpatrując sygnał będący sumą dwóch sygnałów (4.48):

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) \quad (4.48)$$

otrzymano transformatę Wignera-Ville'a, posiadającą następujące składowe (4.49):

$$WVD_s(t, \omega) = WVD_{s_1}(t, \omega) + WVD_{s_2}(t, \omega) + 2\text{Re}\{WVD_{s_1, s_2}(t, \omega)\} \quad (4.49)$$

Powyższa zależność (4.49) ukazuje, iż wynikiem transformacji Wignera-Ville'a sumy dwóch sygnałów nie jest suma ich poszczególnych transformat. W przypadku gdy (4.50):

$$s_1(t) = e^{j\omega_1 t} \quad \text{oraz} \quad s_2(t) = e^{j\omega_2 t} \quad (4.50)$$

wynikiem transformacji Wignera-Ville'a jest następująca zależność (4.51):

$$WVD_s(t, \omega) = 2\pi\delta(\omega - \omega_1) + 2\pi\delta(\omega - \omega_2) + 4\pi\delta(\omega - \omega_r) \cos(\omega_d t) \quad (4.51)$$

w dziedzinie częstotliwości:

$$\omega_r = \frac{\omega_1 + \omega_2}{2} \quad \text{oraz} \quad \omega_d = \omega_1 - \omega_2 \quad (4.52)$$

gdzie:

ω_1 – pulsacja sygnału $s_1(t)$,

ω_2 – pulsacja sygnału $s_2(t)$,

ω_r – pulsacja interferencji pasożytniczej (środek geometryczny na płaszczyźnie częstotliwościowej),

ω_d – odległość pomiędzy dwoma sygnałami ($s_1(t), s_2(t)$) na płaszczyźnie częstotliwościowej.

w dziedzinie czasu:

$$t_r = \frac{t_1 + t_2}{2} \quad \text{oraz} \quad t_d = t_1 - t_2 \quad (4.53)$$

gdzie:

t_1 – czas wystąpienia sygnału $s_1(t)$,

t_2 – czas wystąpienia sygnału $s_2(t)$,

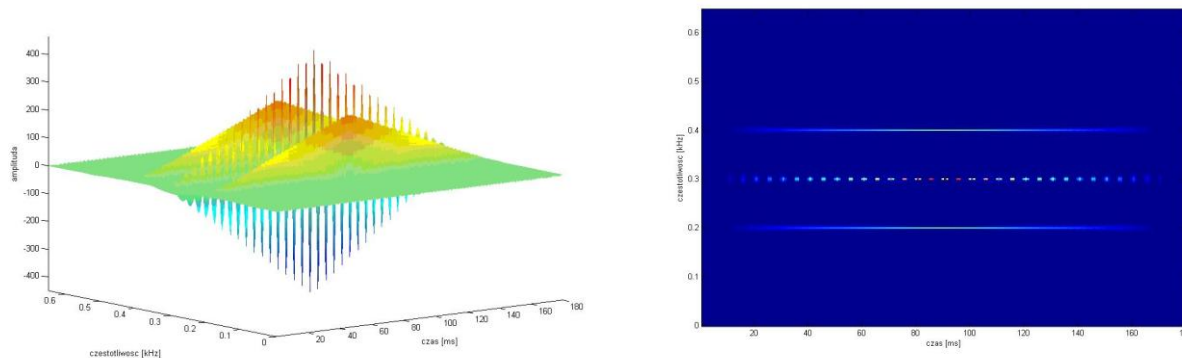
t_r – lokalizacja czasowa interferencji pasożytniczej (środek geometryczny na płaszczyźnie czasowej),

t_d – odległość pomiędzy dwoma sygnałami ($s_1(t), s_2(t)$) na płaszczyźnie czasowej.

W równaniu (4.51) pierwsze dwa człony niosą ze sobą informację o czasowo-częstotliwościowym rozkładzie energii sygnałów $s_1(t)$ i $s_2(t)$ (ang. *auto terms*). Ostatni, trzeci człon (4.51) jest członem krzyżowym, który ze względu na dwukrotnie większą wartość, znacznie ogranicza właściwą interpretację reprezentacji czasowo-częstotliwościowej (Rys. 4.11). Lokalizację częstotliwościową członów krzyżowych można wyznaczyć na podstawie zależności (4.52). Występują one zawsze w połowie odległości pomiędzy sąsiadującymi składowymi podstawowymi (auto-terms). W przeciwieństwie do podstawowych składowych, które przyjmują wartości nieujemne, człony krzyżowe oscylują w zakresie częstotliwości wynikającej z pulsacji ω_d . Przy czym, średnia wartość członu krzyżowego jest równa zero (4.54).

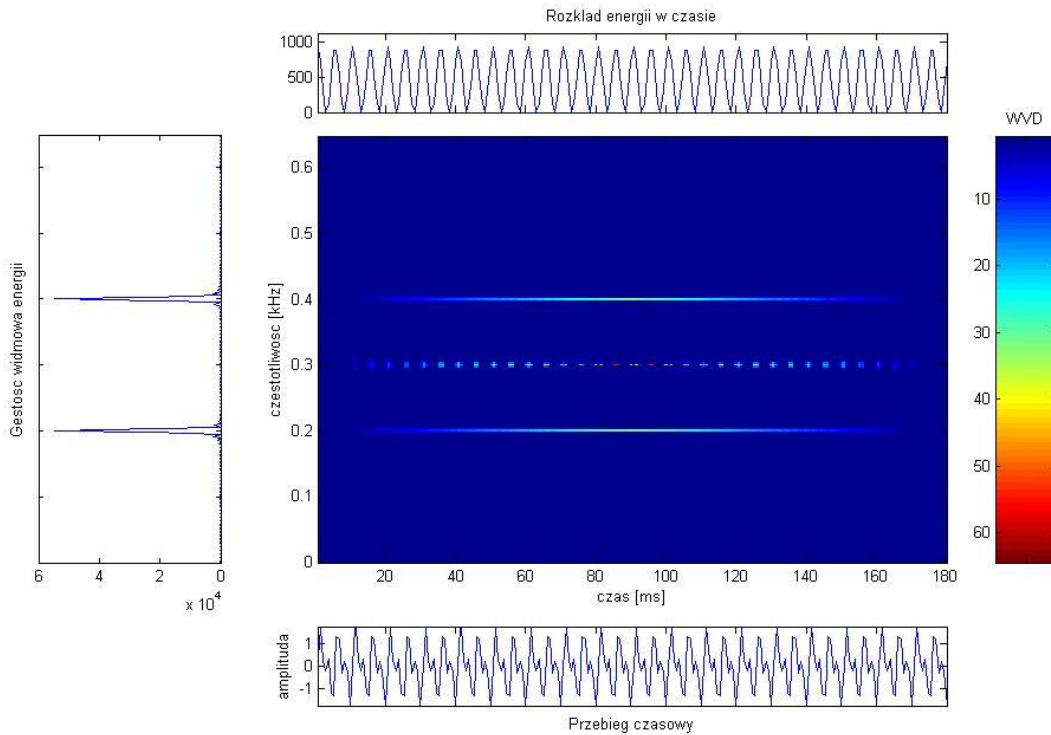
$$\int 4\pi\delta(\omega - \omega_r) \cos(\omega_d t) dt = 0 \quad \text{dla } \omega_d \neq 0 \quad (4.54)$$

Podsumowując, tradycyjne widmo mocy (4.51) wskazuje, iż w lokalizacji ω_r nie występuje żadna ze składowych sygnału, a energia niesiona przez człon krzyżowy jest równa zero (Rys. 4.12). Stąd też człony krzyżowe uznawane są powszechnie za zakłócenia.



Rys. 4.11 Transformacja Wignera-Ville'a dwóch sygnałów sinusoidalnych.
Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.

Rysunek (Rys. 4.11) przedstawia graficzną interpretację równania (4.51) w przypadku, gdy sygnały $s_1(t)$ oraz $s_2(t)$ są sinusoidami o częstotliwościach 200Hz i 400Hz. Pomiedzy dwoma reprezentacjami sinusoid (dokładanie w połowie odległości między nimi) na płaszczyźnie czasowo-częstotliwościowej wyraźnie widoczny jest człon krzyżowy w postaci sygnału oscylacyjnego o dwukrotnie większej amplitudzie.

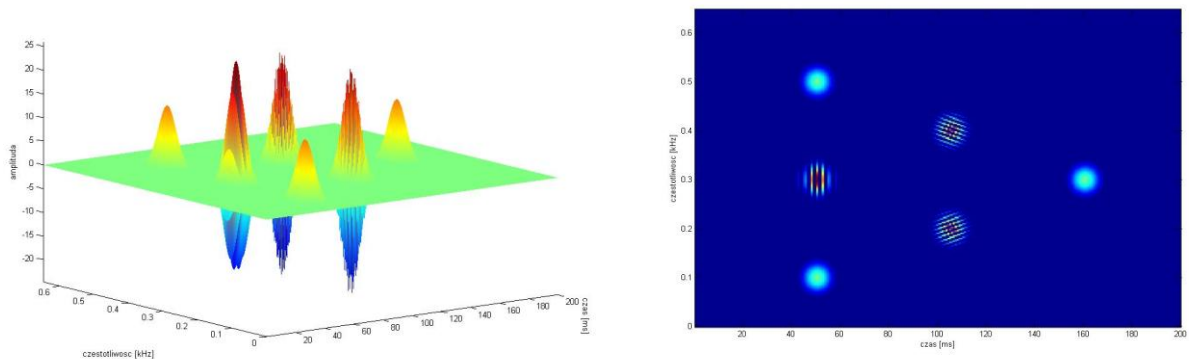


Rys. 4.12 Transformacja Wignera-Ville'a dwóch sygnałów sinusoidalnych zaprezentowanych na rysunku (Rys. 4.11). Ich przebiegi czasowe, rozkład energii w czasie oraz gęstość widmowa energii.

Ze wzoru (4.49) wynika, że dla każdej pary podstawowych składowych (auto-term) powstaje jeden człon krzyżowy. Stąd też, dla N pojedynczych składowych, łączna liczba powstałych członów krzyżowych N_r wynosi (4.55):

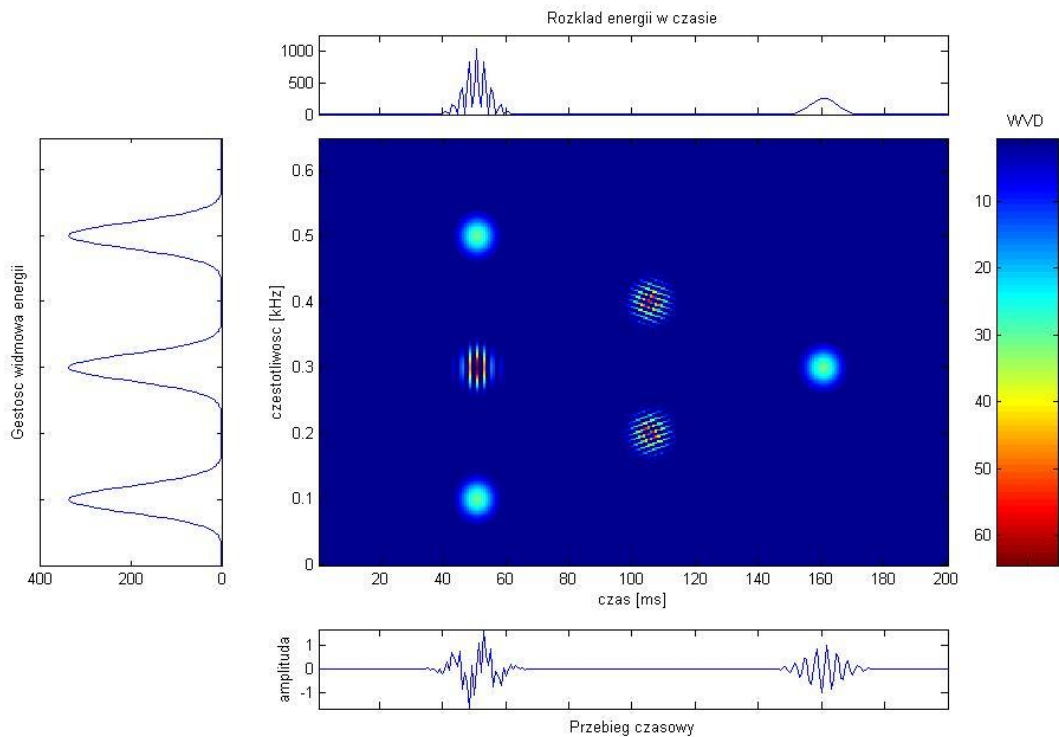
$$N_r = \frac{N(N - 1)}{2} \quad (4.55)$$

Zgodnie ze wzorem (4.55), liczba członów krzyżowych N_r powstałych w wyniku transformacji Wignera-Ville'a dla trzech sygnałów gaussowskich sinusoidalnych – $N = 3$, wynosi trzy (Rys. 4.13).



Rys. 4.13 Transformacja Wignera-Ville'a trzech sygnałów gaussowskich sinusoidalnych. Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.

Zgodnie z zależnością (4.51), tak i w tym przypadku dodatkowe składowe pojawiające się w widmie sygnału są jedynie zakłóceniami (Rys. 4.14).



Rys. 4.14 Transformacja Wignera-Ville'a trzech sygnałów gaussowskich sinusoidalnych zaprezentowanych na rysunku (Rys. 4.13). Ich przebiegi czasowe, rozkład energii w czasie oraz gęstość widmowa energii.

4.2.6. Wybrane reprezentacje czasowo-częstotliwościowe z klasy Cohena

Reprezentacje czasowo-częstotliwościowe z klasy Cohena stanowią bardzo wartościowe uogólnienie transformacji Wignera-Ville'a [130]. Podejście to rozwija się bardzo dynamicznie w ostatnich latach. Proponuje się w nim różne sposoby wygładzania reprezentacji Wignera-

Ville'a, w wyniku których następuje redukcja pasożytniczych interferencji występujących w jego widmie czasowo-częstotliwościowym (Rys. 4.8, Rys. 4.11 – Rys. 4.14). Dobra rozdzielczość czasowo-częstotliwościowa reprezentacji Wignera-Ville'a jest w nich w świadomy sposób poświęcana na rzecz jego większej czytelności. Biliniowe (kwadratowe) reprezentacje czasowo-częstotliwościowe, należące do klasy Cohena, definiowane są następującym równaniem (4.56):

$$S_x^c(t, f; \phi) = \int \int \int e^{j2\pi(\xi, \tau; t, f)} \phi(\xi, \tau; t, f) \left\{ x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) \right\} du d\tau d\xi \quad (4.56)$$

Równanie (4.56) może być interpretowane jako transformacja Fouriera jądra Wignera (4.45), zmodyfikowanego przez jądro przekształcenia całkowego $\phi(\xi, \tau; t, f)$. Modyfikacja ta powoduje znaczną redukcję interferencji pasożytniczych występujących w wynikowym widmie czasowo-częstotliwościowym [9], [33], [60]. W zależności od postaci jądra $\phi(\xi, \tau; t, f)$ generowane są reprezentacje o różnych właściwościach (Tabela 7). Przykładowo dla $\phi(\xi, \tau; t, f) = 1$, równanie (4.56) sprowadza się do równania (4.44), czyli jest równoważne reprezentacji Wignera-Ville'a [130].

Wszystkie reprezentacje należące do klasy Cohena zachowują przesunięcie czasowe i częstotliwościowe. Mogą one być wyznaczane z (4.56) zarówno dla sygnału rzeczywistego $x(t)$, jak i dla związanego z nim sygnału analitycznego.

Tabela 7 Jądra $\phi(\xi, \tau)$ oraz związane z nimi funkcje $w(t, \tau)$ [130].

Nazwa reprezentacji czasowo-częstotliwościowej	Funkcja jądra $\phi(\xi, \tau)$	Funkcja maski $w(t, \tau)$
Born-Jordan (BJ) (SINC)	$\frac{\sin(\pi\xi\tau)}{\pi\xi\tau}$	$\begin{cases} \frac{1}{ \tau }, \text{ dla } \left \frac{t}{\tau}\right < \frac{1}{2} \\ 0, \text{ dla } \left \frac{t}{\tau}\right > \frac{1}{2} \end{cases}$
Zhao-Atlas-Marks II (ZAM) (CKD)	$h(\tau) \tau \frac{\sin(\pi\xi\tau)}{\pi\xi\tau}$	$\begin{cases} h(\tau), \text{ dla } \left \frac{t}{\tau}\right < \frac{1}{2} \\ 0, \text{ dla } \left \frac{t}{\tau}\right > \frac{1}{2} \end{cases}$
Jeong-Williams (JW) lub (RID)	$\begin{aligned} &H(\xi\tau); \\ &H \in \mathfrak{R}; H(0) = 1 \\ &\frac{d}{d\beta} H(\beta) _{\beta=0} = 0 \end{aligned}$	$\frac{1}{ \tau } h\left(\frac{1}{\tau}\right);$ $h(\alpha) = 0 \text{ dla } \alpha > \frac{1}{2}$
Choi-Williams (CW) (ED)	$\exp\left[-\frac{(2\pi\xi\tau)^2}{\sigma}\right]$	$\sqrt{\frac{\sigma}{4\pi}} \frac{1}{ \tau } e^{-\frac{\sigma}{4}\left(\frac{t}{\tau}\right)^2}$
Choi-Williams uogólniony (GCW)	$\exp\left[-\left(\frac{\xi}{\xi_0}\right)^{2N_\xi} \left(\frac{\tau}{\tau_0}\right)^{2M_\tau}\right]$	$\text{Fourier}_{\xi \rightarrow t}^{-1}(\phi(\xi, \tau))$
Nutall (TGD)	$\exp\{-\pi[a^2 + b^2 + 2rab]\}$ $a = \frac{\xi}{\xi_0}, b = \frac{\tau}{\tau_0}$	$\text{Fourier}_{\xi \rightarrow t}^{-1}(\phi(\xi, \tau))$
Costa-Boudreaux-Bartels (MTED)	$\exp\{-\pi[(A + B + C)^2]^\lambda\}$ $A = a^{2\alpha}b^2, B = a^2b^{2\alpha}, C = 2r((ab)^\beta)^\gamma$ $a = \frac{\xi}{\xi_0}, b = \frac{\tau}{\tau_0}$	$\text{Fourier}_{\xi \rightarrow t}^{-1}(\phi(\xi, \tau))$
Butterworth (BUT)	$\frac{1}{1 + (\xi/\xi_0)^{2N}(\tau/\tau_0)^{2M}}$	$\text{Fourier}_{\xi \rightarrow t}^{-1}(\phi(\xi, \tau))$
Levin (LEV)	$e^{j\pi\xi \tau }$	$\delta\left(t + \frac{ \tau }{2}\right)$

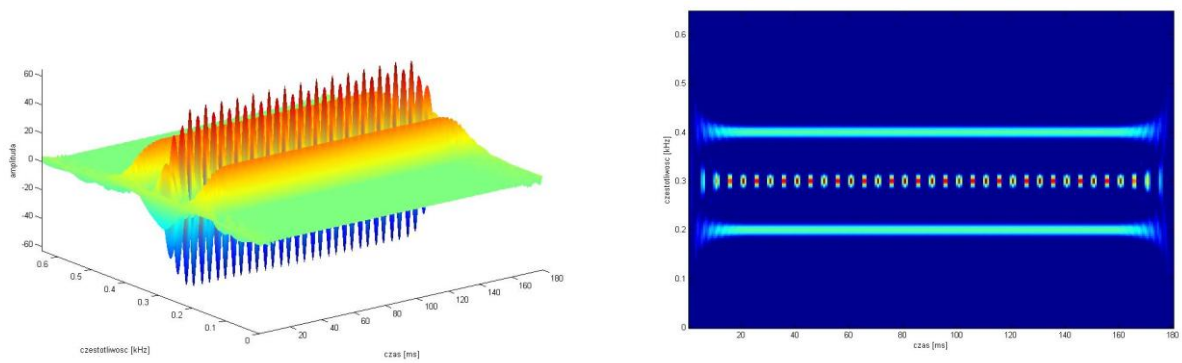
<i>Page</i> (PAG)	$e^{-j\pi\xi \tau }$	$\delta\left(t - \frac{ \tau }{2}\right)$
<i>Rihaczek</i> (RIH)	$e^{j\pi\xi\tau}$	$\delta\left(t - \frac{\tau}{2}\right)$
<i>Spektrogram</i> (SPEC)	$\int_{-\infty}^{+\infty} h\left(t + \frac{\tau}{2}\right) h^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\xi t} dt$	$h\left(-t - \frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-t + \frac{\tau}{2}\right)$
<i>Wigner</i> (W)	1	$\delta(t)$
<i>Wigner uogólniony</i> (GW)	$e^{j2\pi\alpha\xi\tau}$	$\delta(t + \alpha\tau)$
<i>Wigner uogólniony o wartościach rzeczywistych</i> (GWP)	$\cos(2\pi\alpha\xi\tau)$	$\frac{1}{2}[\delta(t + \alpha\tau) + \delta(t - \alpha\tau)]$
<i>Pseudoprezentacja Wignera</i> (PW)	$h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right)$	$\delta(t) h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right)$
<i>Pseudoprezentacja Wignera wygładzona</i> (SPW)	$h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right) G(\xi)$	$h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right) g(t)$

4.2.6.1. Pseudotransformacja Wignera-Ville'a

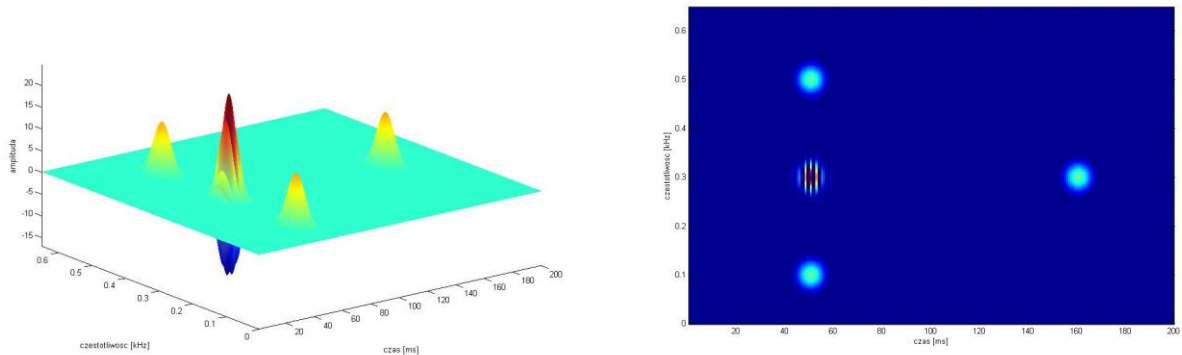
Równanie (4.44) zakłada granice całkowania dla przemieszczenia τ od $+\infty$ do $-\infty$. Z praktycznego punktu widzenia jest to warunek trudny do spełnienia, dlatego też na transformację Wignera-Ville'a nakłada się okno czasowe $h(t)$, uzyskując w ten sposób tzw. pseudotransformację Wignera-Ville'a (PWVD) (4.57).

$$PWVD_s(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi t\tau} d\tau \quad (4.57)$$

Operacja nakładania okna czasowego jest równoznaczna z wygładzaniem częstotliwościowym transformacji Wignera-Ville'a [53], [97], [130]. W praktyce interferencje pomiędzy przesuniętymi w czasie sygnałami zostają stłumione. Na rysunku (Rys. 4.15) oraz rysunku (Rys. 4.16) przedstawiono pseudotransformacje Wignera-Ville'a sygnałów z rysunku (Rys. 4.11) i (Rys. 4.13), wykorzystując wygładzające okno czasowe Hamminga. Konsekwencją wygładzenia jest jednak pogorszenie w stosunku do transformacji Wignera-Ville'a niektórych własności reprezentacji czasowo-częstotliwościowych. Stosując w pseudotransformacji Wignera-Ville'a jako okno $h(t)$ okno prostokątne o maksymalnej ilości próbek, otrzymuje się wyniki identyczne z wynikami, jakie uzyskano za pomocą transformacji Wignera-Ville'a.



Rys. 4.15 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a dwóch sygnałów sinusoidalnych (Rys. 4.11). Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.



Rys. 4.16 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a trzech sygnałów gaussowskich sinusoidalnych (Rys. 4.13). Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.

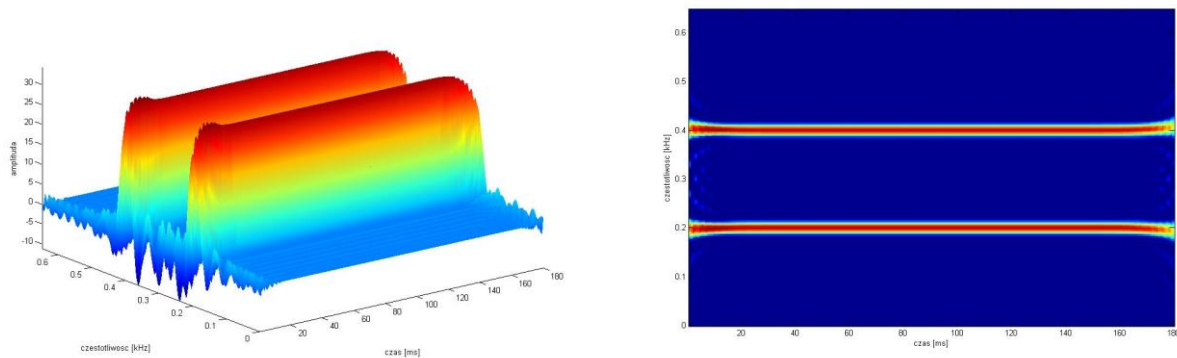
4.2.6.2. Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a

Stosowanie funkcji wygładzającej w czasie $h(t)$, występujące w pseudotransformacji Wignera-Ville'a, ogranicza powstawanie członów krzyżowych pomiędzy składowymi funkcji przesuniętymi w czasie. Nie niweluje ono jednak członów krzyżowych występujących w tym samym momencie czasu pomiędzy poszczególnymi komponentami częstotliwościowymi. W celu minimalizacji tych efektów, wygładzeniu poddaje się wyniki pseudotransformacji Wignera-Ville'a za pomocą filtracji dolnoprzepustowej w dziedzinie częstotliwości. W efekcie filtracji z użyciem okna wygładzającego $g(t)$ uzyskuje się wygładzoną pseudotransformację Wignera-Ville'a (SPWVD) (4.58).

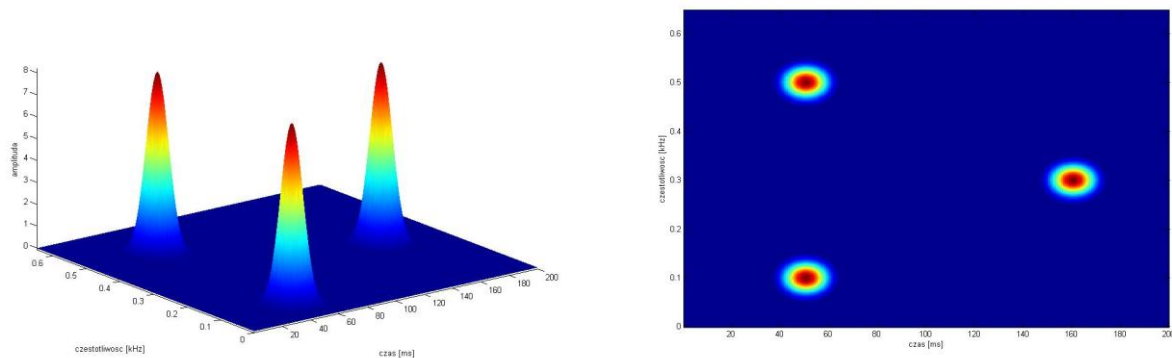
$$\begin{aligned}
 SPWVD_s(t, f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(t-t') \cdot PWVD_s(t', f) dt' \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} h\left(\frac{\tau}{2}\right) h^*\left(-\frac{\tau}{2}\right) h \int_{-\infty}^{+\infty} g(t-t') s\left(t'+\frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t'-\frac{\tau}{2}\right) dt' \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau
 \end{aligned} \tag{4.58}$$

Rysunki (Rys. 4.17) i (Rys. 4.18) przedstawiają analizy wygładzonej pseudotransformacji Wignera-Ville'a odpowiednio: sygnałów sinusoidalnych oraz zmodulowanych sygnałów Gaussa.

Charakterystyczny jest brak członów krzyżowych, które zostały zniwelowane przez zastosowanie dodatkowego okna $g(t)$. W związku z tym, że zarówno okno $h(t)$ jak i $g(t)$ są oknami wygładzającymi, występuje utrata rozdzielczości czasowej oraz częstotliwościowej w stosunku do transformacji Wignera-Ville'a. W przypadku, gdy jako okno $g(t)$ zostanie zastosowana delta Diraca, a okno $h(t)$ będzie oknem prostokątnym obejmującym maksymalną ilość próbek, wyniki wygładzonej pseudotransformacji Wignera-Ville'a będą zbieżne z wynikami otrzymanymi w wyniku transformacji Wignera-Ville'a. Dobierając kształt oraz szerokości okien $g(t)$ oraz $h(t)$ możliwa jest regulacja rozdzielczości częstotliwościowej oraz czasowej opisywanej analizy.



Rys. 4.17 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a dwóch sygnałów sinusoidalnych (Rys. 4.11). Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.



Rys. 4.18 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a trzech sygnałów gaussowskich sinusoidalnych (Rys. 4.13). Po lewej: widok trójwymiarowy, po prawej: rzut na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową.

5. Analiza sygnałów 1D z wykorzystaniem technik analiz obrazów

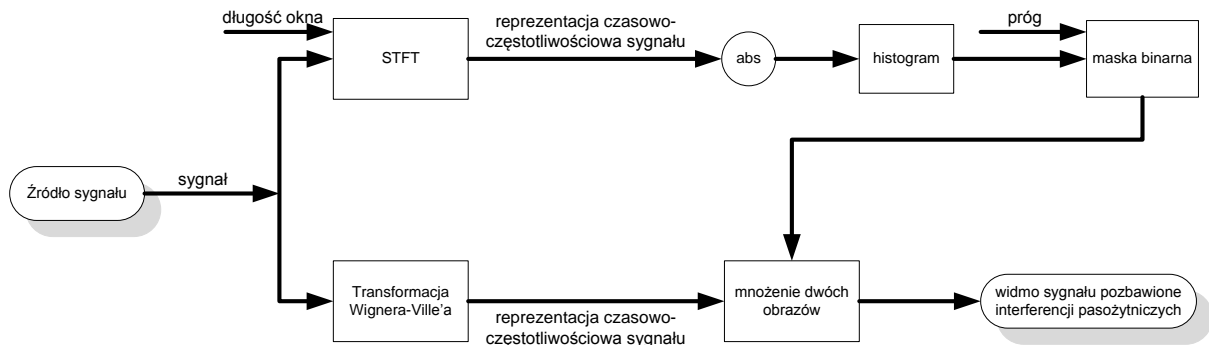
Sygnały jednowymiarowe można zobrazować przy pomocy analiz czasowo-częstotliwościowych, otrzymując w ten sposób 2D widmo sygnału będące jego rzutem na płaszczyznę czasowo-częstotliwościową. Analizy czasowo-częstotliwościowe idealnie odwzorowują zmiany częstotliwości składowych sygnału na płaszczyźnie czasowo-częstotliwościowej, stanowią zatem cenne źródło informacji o analizowanym sygnale. Transformacja Wignera-Ville'a zaliczana jest do analiz o najlepszych właściwościach (m.in. ze względu na idealne odwzorowanie liniowych zmian częstotliwości). Posiada natomiast jedną podstawową wadę – interferencje pasożytnicze, opisane bliżej w rozdziale (4.2.5). Jest to problem z którym dotychczas nie poradziły sobie inne analizy czasowo-częstotliwościowe – niwelują one interferencje pasożytnicze przy jednoczesnym pogorszeniu parametrów wejściowych (głównie rozdzielczości obrazu). Pogorszenie rozdzielczości analizowanego widma jednoznacznie wpływa na precyzyjne odwzorowanie sygnału na płaszczyźnie czasowo-częstotliwościowej. Poza tym składowe reprezentujące harmoniczną podstawową sygnału elektroenergetycznego, charakteryzujące się wysoką amplitudą, często przysłaniają amplitudy zakłóceń pojawiających się w sygnale, przez co ich przedstawienie jest znacznie utrudnione. W literaturze można odnaleźć wiele pozycji podejmujących problem wspomnianego zagadnienia [3], [29], [32], [37], [44], [46][83], [87] - [89], [100], [110], [120], [121], [128].

W niniejszej pracy doktorskiej zaproponowano nowatorskie podejście do tematu redukcji interferencji pasożytniczych z widma analizowanego sygnału (uzyskanego z analizy Wignera-Ville'a), poprzez zastosowanie technik analizy obrazów oraz metody bazujące na technikach analizy obrazów wykorzystane w celu ukazania niewidocznych bądź zniekształconych cech analizowanych widm sygnałów.

5.1. Niwelacja interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metoda masek binarnych

Metoda masek binarnych bazuje na wykorzystaniu dwóch odmiennych metod czasowo-częstotliwościowych – STFT oraz transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.1). Sygnał źródłowy poddawany jest równolegle dwóm analizom (STFT i transformacji Wignera-Ville'a). Otrzymana w wyniku analizy STFT reprezentacja czasowo-częstotliwościowa, a dokładnie jej moduł posłuży w następnym kroku do utworzenia histogramu poziomów szarości spektrogramu. Histogram stanowi podstawę do wyznaczenia (dobrania) współczynnika eliminacji progowej. Współczynnik ten dobierany jest w otoczeniu maksymalnej liczby zliczeń w danym przedziale reprezentującym w obrazie tło. Sposób doboru wartości współczynnika eliminacji progowej można odnaleźć także w literaturze [104]. W kolejnym kroku na podstawie współczynnika eliminacji progowej tworzona jest maska binarna w której to, wartości próbek powyżej przyjętego współczynnika (progu) przyjmują wartość 1, pozostałe natomiast są zerowane. Wynik transformacji Wignera-Ville'a tworzy obraz na płaszczyźnie czas-częstotliwość, który przemnażany jest przez wyznaczoną maskę binarną (powstałą z analizy STFT). W wyniku działania algorytmu, obraz powstały z transformacji Wignera-Ville'a reprezentujący zmienność parametrów składowych sygnału w czasie, a zawierający pasożytnicze interferencje, zostaje przetworzony, a interferencje pasożytnicze stają się niewidoczne w wyniku zastosowania maski binarnej, ułatwiając w ten sposób interpretację składowych analizowanego sygnału bez pogorszenia rozdzielczości obrazu w dziedzinie czasu i częstotliwości. Przykłady (Rys. 5.2 - Rys. 5.28) przedstawiają wyniki badań zasymulowanych sygnałów.

Dobór szerokości okna dla analiz STFT i transformacji Wignera-Ville'a wynika z kompromisu pomiędzy rozdzielczością częstotliwościową, a rozdzielczością czasową metod – zgodnie z teorią nieoznaczoności Heisenberga. W metodach analizy sygnałów czas-częstotliwość przy zwiększaniu rozdzielczości na osi częstotliwości traci się na dokładności w dziedzinie czasu, sprawa wygląda analogicznie dla osi czasu. Wartości długości okna dobrano empirycznie. Szereg badań symulacyjnych związanych z długością okna nie został zamieszczony, gdyż wykracza poza zakres pracy. W literaturze można odnaleźć publikacje opierające się na zastosowaniu metody STFT w celu eliminacji powstałych interferencji pasożytniczych [31], [34], [38], przy czym są to inne rozwiązania aniżeli te proponowane przez autora [139] - [141].

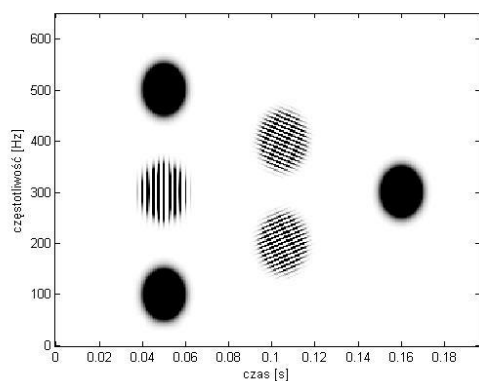


Rys. 5.1 Schemat blokowy metody eliminacji interferencji pasożytniczych z wykorzystaniem maski binarnej.

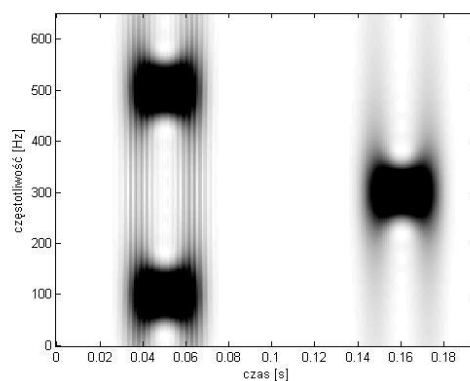
5.1.1. Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych

Poniższy rozdział przedstawia wyniki badań (dla sygnałów zamodelowanych) dla metody masek binarnych.

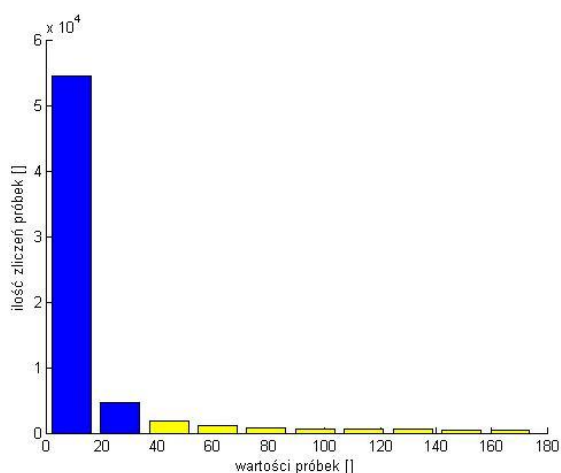
- symulacji poddano sygnał Gaussa o częstotliwościach składowych: 100Hz, 300Hz i 500Hz. Energia składowych 100Hz oraz 300Hz uzyskiwała maksimum po czasie 0,05s, natomiast składowa 500Hz osiągała maksimum po czasie 0,16s. Amplitudy i fazy wszystkich składowych były identyczne. I kolejno wynosiły: amplitudy – 1, fazy – 0°. Częstotliwość próbkowania sygnału wynosiła $f_s = 1,3kHz$.



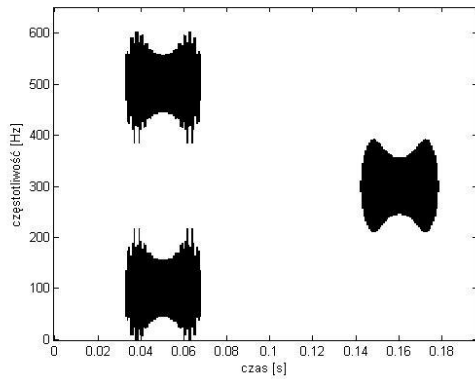
Rys. 5.2 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału Gaussa o częstotliwościach składowych: 100, 300, 500Hz - wersja monochromatyczna.



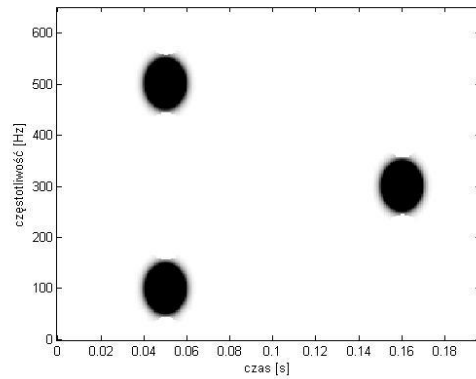
Rys. 5.3 Spektrogram otrzymany z analizy STFT dla sygnału Gaussa o częstotliwościach składowych: 100, 300, 500Hz.



Rys. 5.4 Histogram poziomów szarości spektrogramu STFT (Rys. 5.3). Kolorem niebieskim oznaczono wartości znajdujące się po za zakresem współczynnika eliminacji.

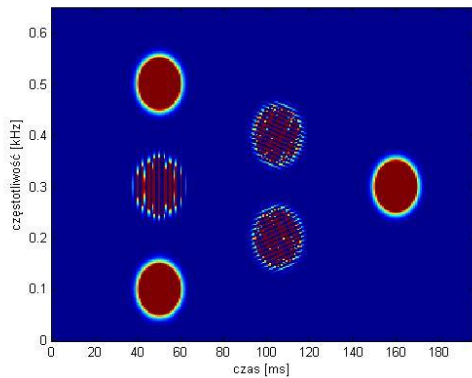


Rys. 5.5 Maska binarna otrzymana ze spektrogramu STFT po uwzględnieniu współczynnika eliminacji (progu).

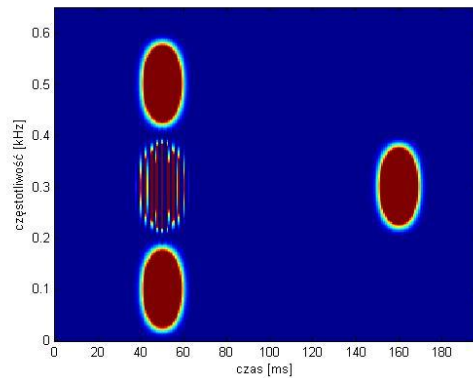


Rys. 5.6 Obraz wyjściowy powstały po wymnożeniu maski binarnej z oryginalnym obrazem powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.2).

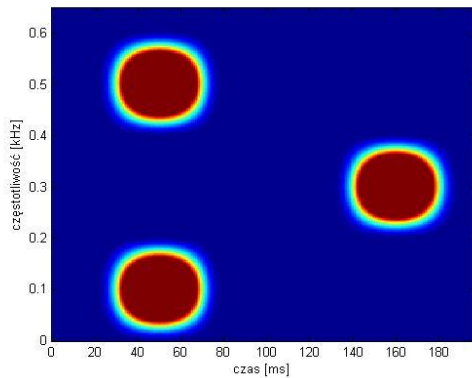
Porównanie skuteczności niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metodą masek binarnych z wygładzającymi wersjami transformacji Wignera-Ville'a – pseudotransformacją Wignera-Ville'a (PWVD) i wygładzoną pseudotransformacją Wignera-Ville'a (SPWVD) – przedstawiają rysunki (Rys. 5.7-Rys. 5.10):



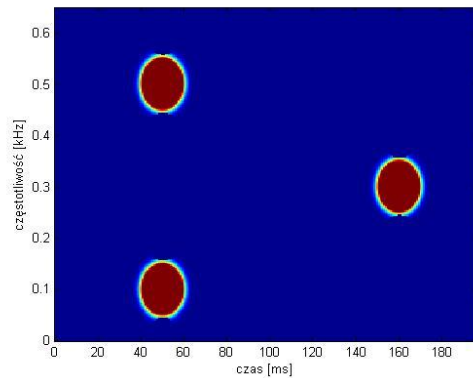
Rys. 5.7 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału Gaussa o częstotliwościach składowych: 100, 300, 500Hz.



Rys. 5.8 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.7).

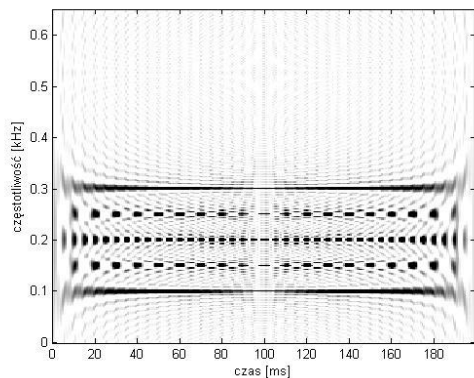


Rys. 5.9 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.7).

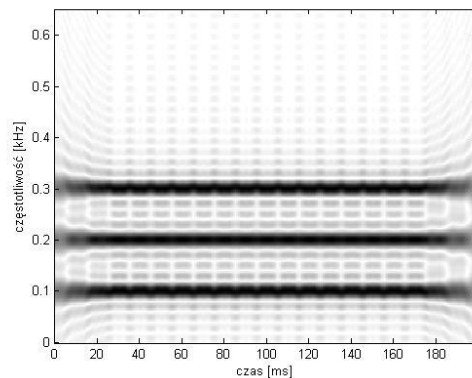


Rys. 5.10 Obraz wyjściowy otrzymany w wyniku zastosowania metody masek binarnych dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.7).

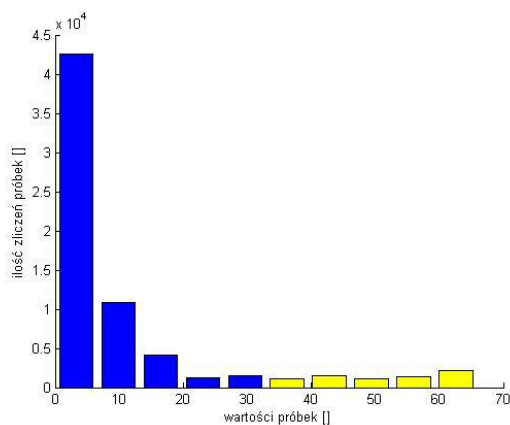
- symulacji poddano sygnał sinusoidalny o częstotliwościach składowych: 100Hz, 200Hz i 300Hz. Amplitudy i fazy wszystkich składowych były identyczne. I kolejno wynosiły: amplitudy – 1, fazy – 0°. Częstotliwość próbkowania sygnału wynosiła $f_s = 1,3kHz$.



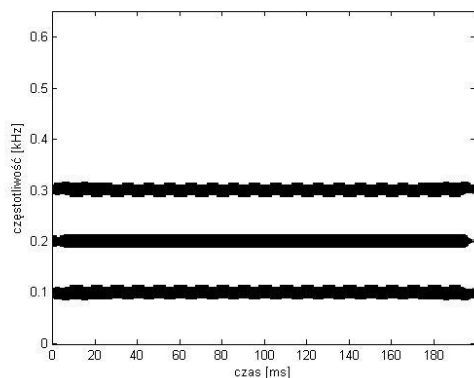
Rys. 5.11 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału sinusoidalnego o częstotliwościach składowych: 100, 200, 300Hz - wersja monochromatyczna.



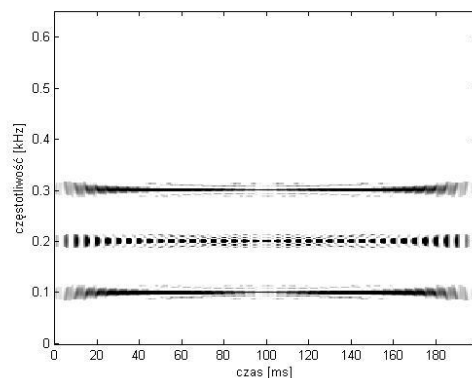
Rys. 5.12 Spektrogram otrzymany z analizy STFT dla sygnału sinusoidalnego o częstotliwościach składowych: 100, 200, 300Hz.



Rys. 5.13 Histogram poziomów szerokości spektrogramu STFT (Rys. 5.12). Kolorem niebieskim oznaczono wartości znajdujące się po za zakresem współczynnika eliminacji.

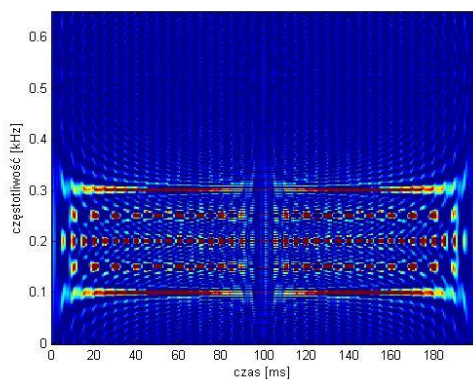


Rys. 5.14 Maska binarna otrzymana ze spektrogramu STFT po uwzględnieniu współczynnika eliminacji (progu).

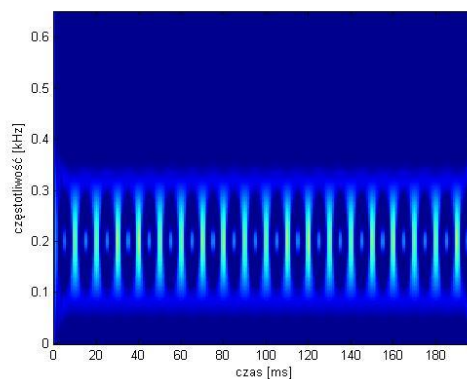


Rys. 5.15 Obraz wyjściowy powstały po wymnożeniu maski binarnej z oryginalnym obrazem powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.11).

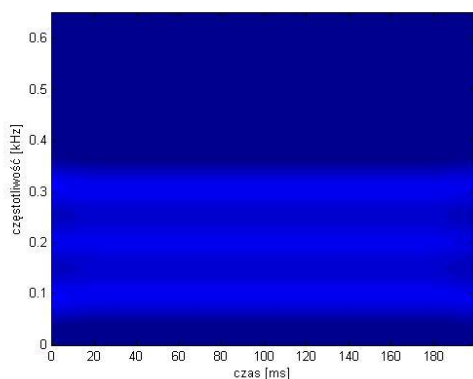
Porównanie skuteczności niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metodą masek binarnych z wygładzającymi wersjami transformacji Wignera-Ville'a – pseudotransformacją Wignera-Ville'a (PWVD) i wygładzoną pseudotransformacją Wignera-Ville'a (SPWVD) – przedstawiają rysunki (Rys. 5.16 - Rys. 5.19):



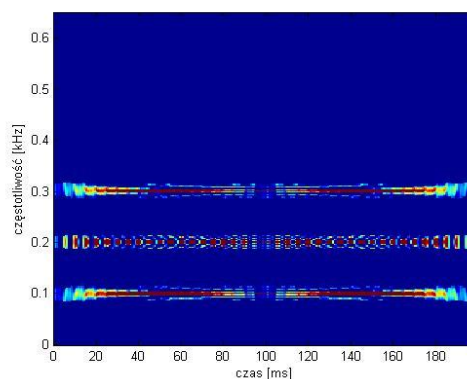
Rys. 5.16 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału sinusoidalnego o częstotliwościach składowych: 100, 200, 300Hz.



Rys. 5.17 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.16)

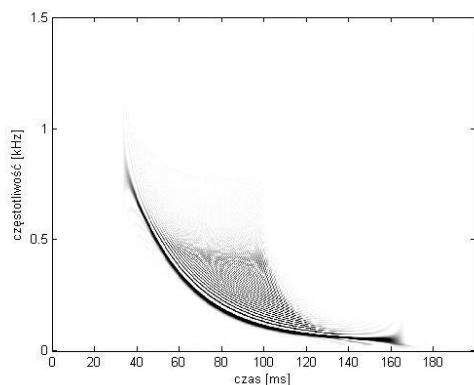


Rys. 5.18 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.16)

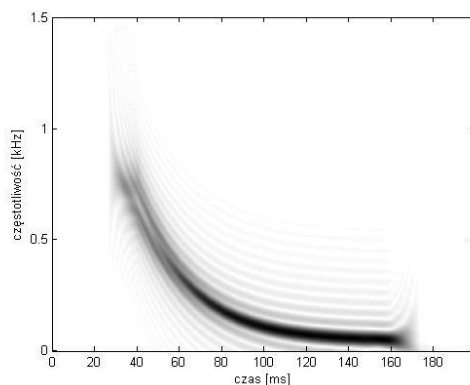


Rys. 5.19 Obraz wyjściowy otrzymany w wyniku zastosowania metody masek binarnych dla sygnałów rozpatrywanych na (Rys. 5.16).

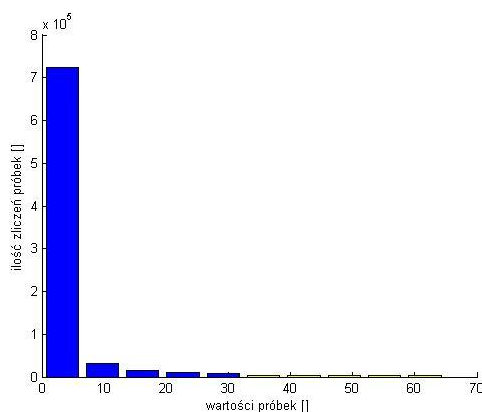
- symulacji poddano sygnał Dopplera złożony z pojedynczej składowej sinusoidalnej, której częstotliwość jest nieliniową funkcją czasu zgodnie z rysunkiem (Rys. 5.20), zmieniającą się w zakresie częstotliwości od 800Hz do 50Hz, w czasie od 40ms do 160ms.



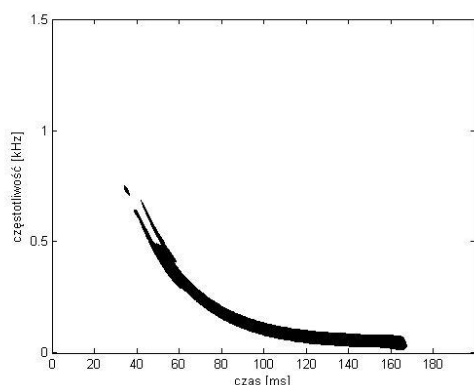
Rys. 5.20 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału Dopplera – wersja monochromatyczna.



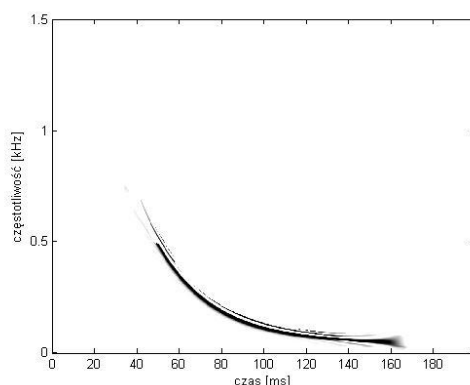
Rys. 5.21 Spektrogram otrzymany z analizy STFT dla sygnału Dopplera.



Rys. 5.22 Histogram poziomów szarości spektrogramu STFT (Rys. 5.21). Kolorem niebieskim oznaczono wartości znajdujące się poza zakresem współczynnika eliminacji.

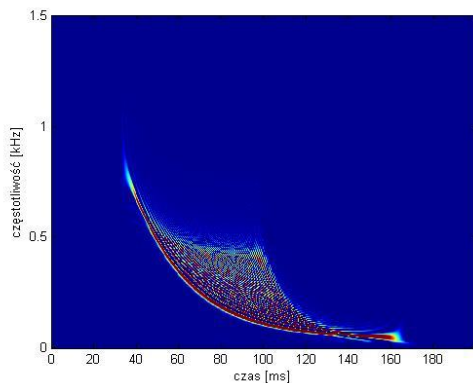


Rys. 5.23 Maska binarna otrzymana ze spektrogramu STFT po uwzględnieniu współczynnika eliminacji (prog).

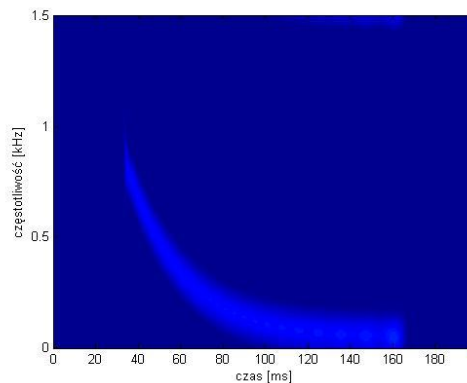


Rys. 5.24 Obraz wyjściowy powstały po wymnożeniu maski binarnej z oryginalnym obrazem powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.20).

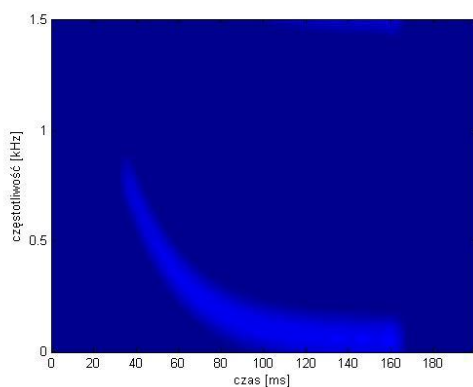
Porównanie skuteczności niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metodą masek binarnych z wygładzającymi wersjami transformacji Wignera-Ville'a – pseudotransformacją Wignera-Ville'a (PWVD) i wygładzoną pseudotransformacją Wignera-Ville'a (SPWVD) – przedstawiają rysunki (Rys. 5.25 - Rys. 5.28):



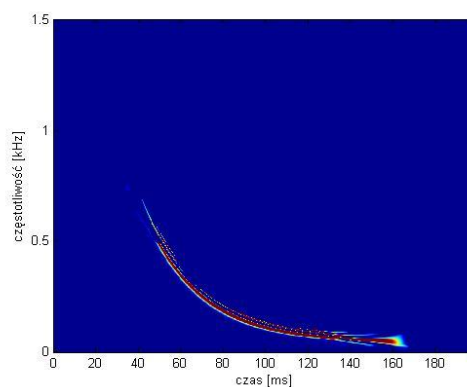
Rys. 5.25 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału Dopplera.



Rys. 5.26 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnału rozpatrywanego na (Rys. 5.25).

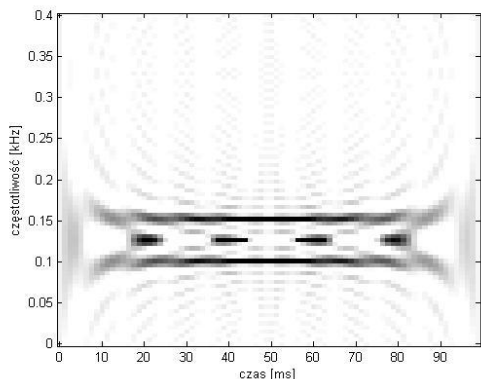


Rys. 5.27 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnału rozpatrywanego na (Rys. 5.25).

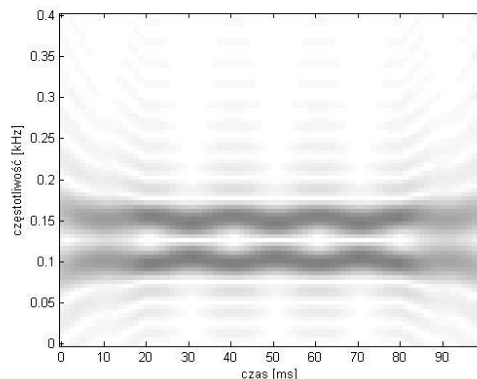


Rys. 5.28 Obraz wyjściowy otrzymany w wyniku zastosowania metody masek binarnych dla sygnału rozpatrywanego na (Rys. 5.25).

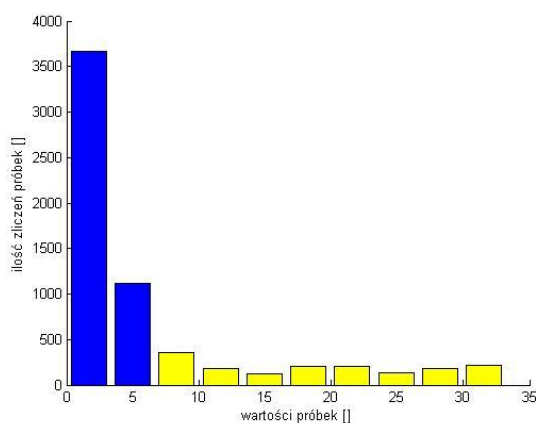
- symulacja eliminacji interferencji pasożytniczych podczas analizy dwóch harmonicznych sygnału elektroenergetycznego o częstotliwościach 100Hz i 150Hz. Amplitudy i fazy tych składowych zostały wygenerowane losowo.



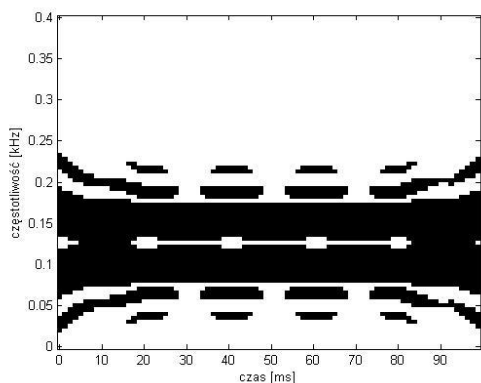
Rys. 5.29 Transformacja Wignera-Ville'a dla dwóch harmonicznych sygnału elektroenergetycznego – wersja monochromatyczna.



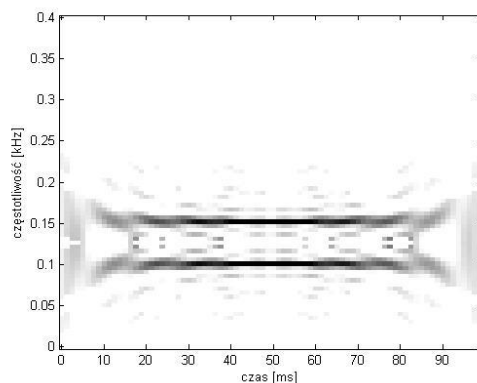
Rys. 5.30 Spektrogram otrzymany z analizy STFT dla dwóch harmonicznych sygnału elektroenergetycznego.



Rys. 5.31 Histogram poziomów szarości spektrogramu STFT (Rys. 5.30). Kolorem niebieskim oznaczono wartości znajdujące się poza zakresem współczynnika eliminacji.

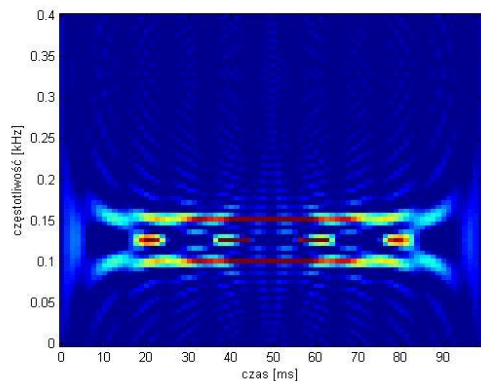


Rys. 5.32 Maska binarna otrzymana ze spektrogramu STFT po uwzględnieniu współczynnika eliminacji (progu).

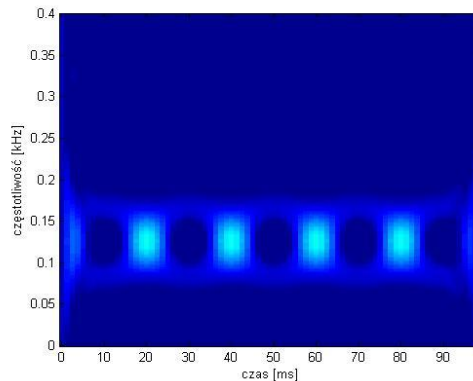


Rys. 5.33 Obraz wyjściowy powstały po wymnożeniu maski binarnej z oryginalnym obrazem powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.29).

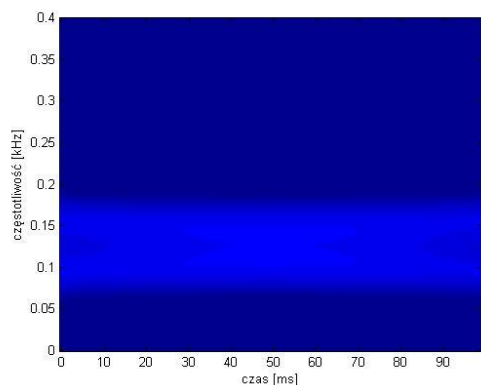
Porównanie skuteczności niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metodą masek binarnych z wygładzającymi wersjami transformacji Wignera-Ville'a – pseudotransformacją Wignera-Ville'a (PWVD) i wygładzoną pseudotransformacją Wignera-Ville'a (SPWVD) – przedstawiają rysunki (Rys. 5.34 - Rys. 5.37):



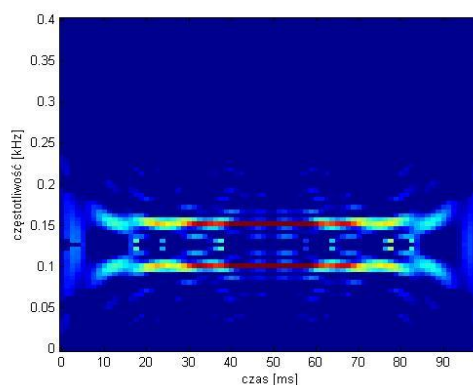
Rys. 5.34 Transformacja Wignera-Ville'a dla dwóch harmonicznych sygnału elektroenergetycznego.



Rys. 5.35 Pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla dwóch harmonicznych sygnału elektroenergetycznego.



Rys. 5.36 Wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a dla sygnału rozpatrywanego na (Rys. 5.34).



Rys. 5.37 Obraz wyjściowy otrzymany w wyniku zastosowania metody masek binarnych dla sygnału rozpatrywanego na (Rys. 5.34).

5.2. Niwelacja interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a – metoda obrotów, różnic i pochodnych

Metoda obrotów, różnic i pochodnych bazuje na obliczeniach pochodnych oraz obrotów obrazu. Eliminuje z obrazów powstałych w wyniku analiz czasowo-częstotliwościowych, elementy o małych powierzchniach przypominając w ten sposób działanie metody ścieniania lub erozji obrazów [104]. Parametrami wejściowymi przedstawianej metody są: kąt α o który obracany jest przekształcany obraz oraz liczba powtórzeń operacji – parametr I . Wartości tych parametrów należy dobrać w sposób empiryczny w zależności od charakteru analizowanych sygnałów.

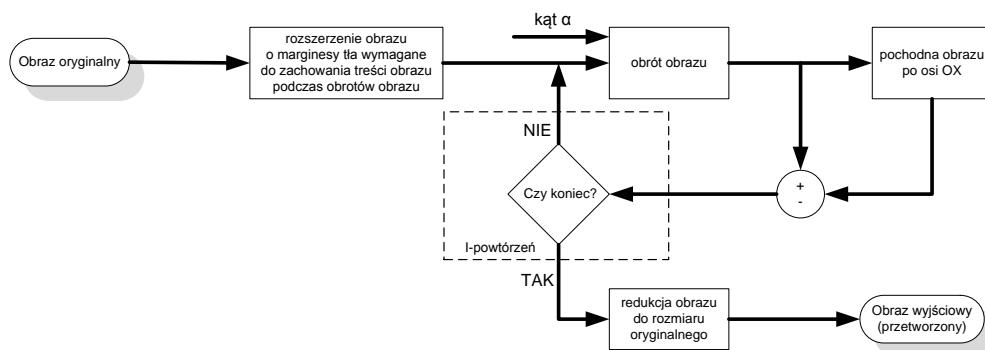
Zgodnie ze schematem algorytmu (Rys. 5.38) obraz oryginalny powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a (sygnału 1D) powiększany jest o marginesy wypełnione wartościami próbek tła. Zabieg ten zabezpiecza obraz oryginalny przed utratą informacji podczas operacji obrotów. W kolejnym kroku przygotowany obraz wejściowy poddawany jest operacji obrotu o zadany kąt α , zgodnie z zależnościami (2.12) i (2.13). Z otrzymanego w ten sposób obrazu liczona jest pochodna dL_{OX} po osi OX zgodnie z zależnością (5.1):

$$dL_{OX} = \begin{bmatrix} L(0,1) & L(0,2) & \cdots & L(0, N-1) \\ L(1,1) & L(1,2) & \cdots & L(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L(M-1,1) & L(M-1,2) & \cdots & L(M-1, N-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L(0,0) & L(0,1) & \cdots & L(0, N-2) \\ L(1,0) & L(1,1) & \cdots & L(1, N-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L(M-1,0) & L(M-1,1) & \cdots & L(M-1, N-2) \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

Od obróconego obrazu L' odejmowane są następnie wartości obliczonej pochodnej dL_{OX} (5.2):

$$L = L' - dL_{OX} \quad (5.2)$$

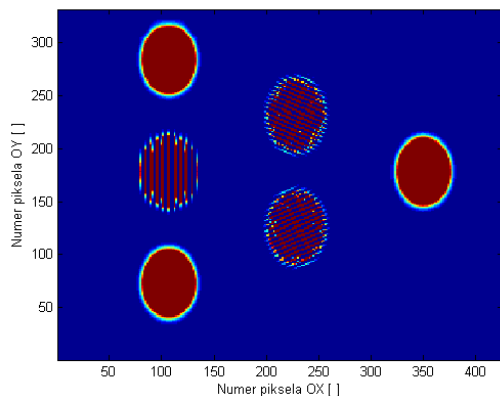
Powstały w ten sposób obraz L podawany jest ponownie na wejście funkcji wykonującej obrót o zadany stały kąt α . Przedstawiona na rysunku (Rys. 5.38) pętla operacji wykonywana jest I – krotnie, aż do uzyskania obrazu wynikowego. W kolejnym kroku obraz wynikowy zmniejszany jest do rozmiaru oryginalnego, poprzez usunięcie wprowadzonych na wstępie marginesów tła.



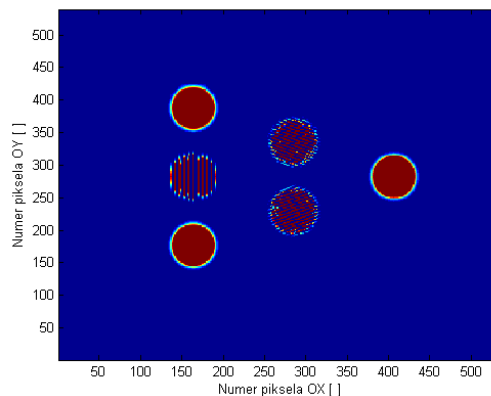
Rys. 5.38 Schemat blokowy metody eliminacji interferencji pasożytniczych z wykorzystaniem obrotów, różnic i pochodnych.

Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych

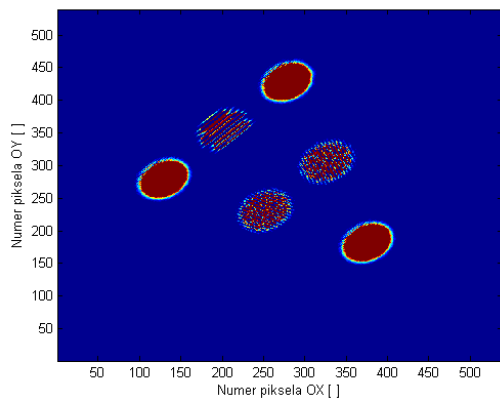
- symulacji poddano sygnał Gaussa o częstotliwościach składowych: 100Hz, 300Hz i 500Hz



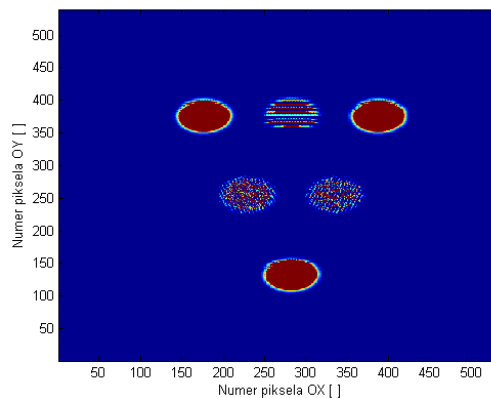
Rys. 5.39 Transformacja Wignera-Ville'a dla sygnału Gaussa o częstotliwościach składowych: 100, 300, 500Hz.



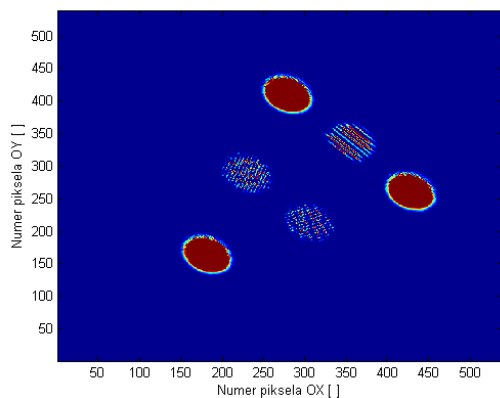
Rys. 5.40 Obraz oryginalny rozszerzony o marginesy tła – przygotowanie do obrotów.



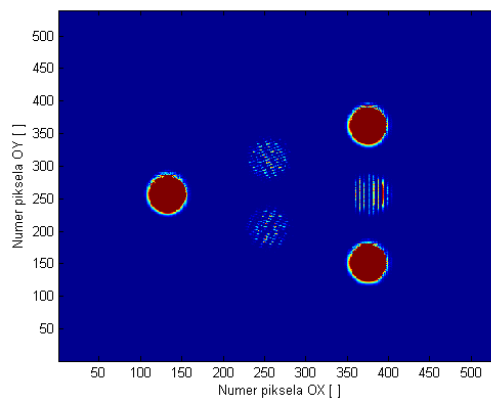
Rys. 5.41 Pierwsza iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



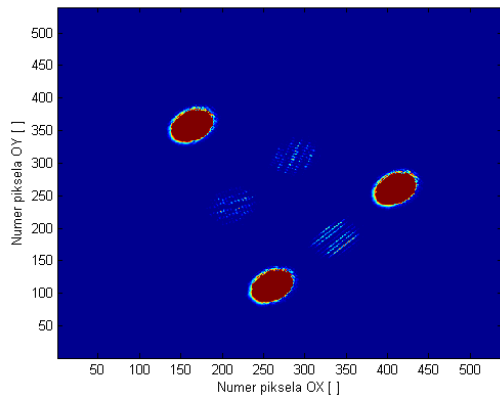
Rys. 5.42 Druga iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



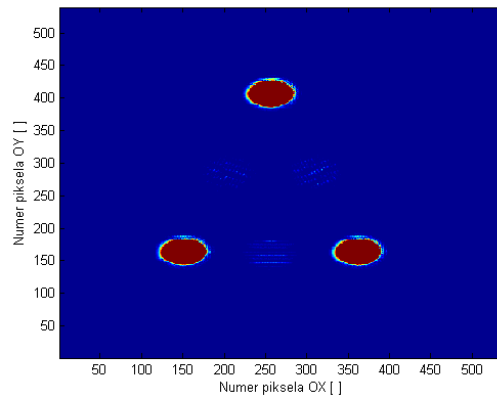
Rys. 5.43 Trzecia iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



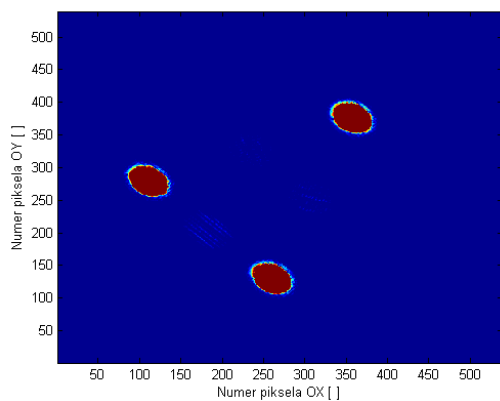
Rys. 5.44 Czwarta iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



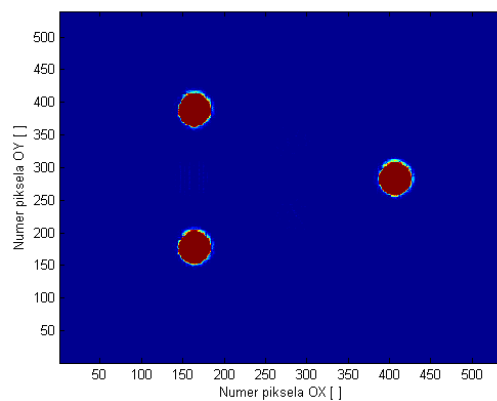
Rys. 5.45 Piąta iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



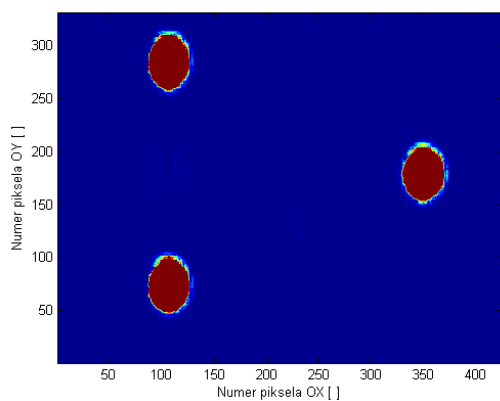
Rys. 5.46 Szósta iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



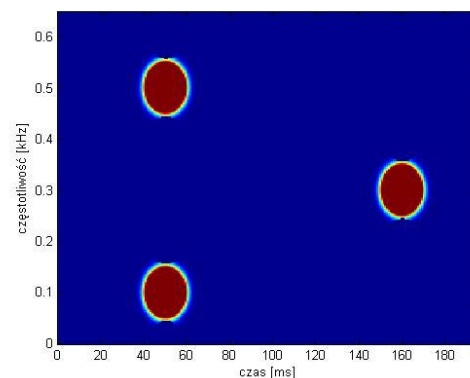
Rys. 5.47 Przedostatnia (ósma) iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38).



Rys. 5.48 Ostatnia iteracja zgodnie z algorytmem (Rys. 5.38). Obraz wyjściowy rozszerzony o marginesy tła.



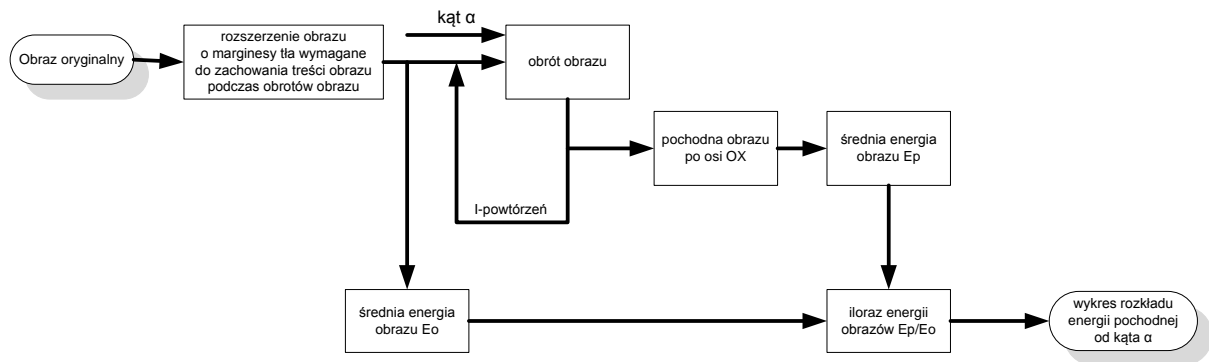
Rys. 5.49 Obraz wyjściowy pozbawiony marginesów tła – wynik działania algorytmu z Rys. 5.38. Oś OX oraz OY nie są przeliczane na odpowiadające wartości czasu i częstotliwości.



Rys. 5.50 Obraz wyjściowy otrzymany w wyniku zastosowania metody masek binarnych.

5.2.1. Detekcja liniowych zmian częstotliwości sygnałów – metoda obrotów i pochodnych

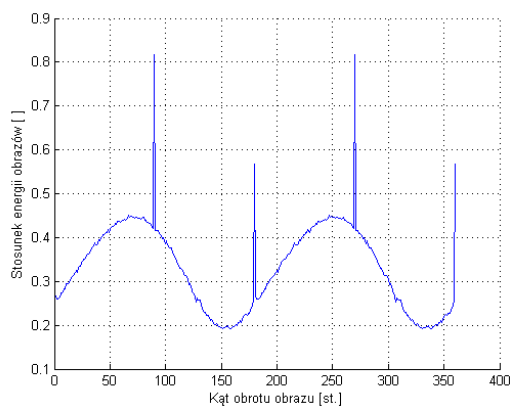
Schemat blokowy metody detekcji liniowych zmian częstotliwości sygnałów bazującej na metodzie obrotów i pochodnych przedstawia rysunek (Rys. 5.51). Obraz oryginalny stanowiący wynik analizy czasowo-częstotliwościowej rozszerzany jest o marginesy tła, wymagane do zachowania pełnej informacji o sygnale podczas operacji obrotów obrazu. W kolejnym kroku wykonywanych jest I -powtórzeń, obrotów rozszerzonego obrazu o zadany kąt α . Dla każdego obrotu wyliczane są: pochodna obrazu po osi OX , średnia energia obrazu E_p oraz iloraz średniej energii obrazu E_p do średniej energii obrazu przed operacjami obrotów i pochodnych – E_0 . Wyliczone ilorazy tworzą wykres, na podstawie którego możliwe jest ustalenie kąta obrotu dla którego iloraz energii przyjmuje najmniejsze wartości. Kąt ten w prosty sposób – na podstawie zależności trygonometrycznych, może być przeliczony na wartość liniowej zmiany częstotliwości w analizowanym oknie. Przedstawiona metoda bazuje na założeniu, iż wartości pochodnej po osi OX dla prostych równoległych do tej osi, przyjmują najmniejsze wartości.



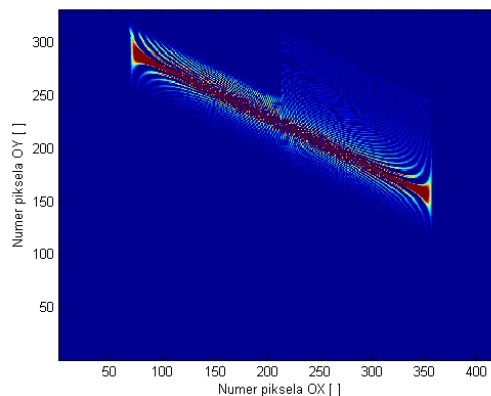
Rys. 5.51 Schemat blokowy metody detekcji liniowych zmian częstotliwości sygnałów wykorzystująca metodę obrotów i pochodnych.

Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych

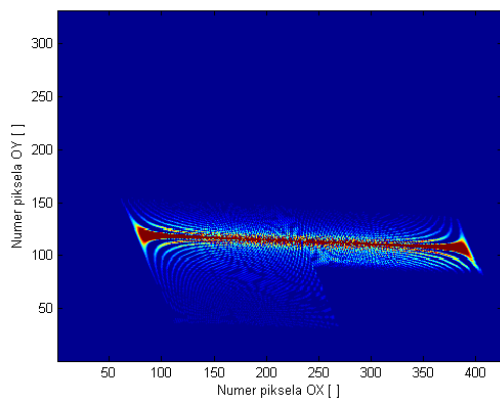
- symulacji poddano sygnał reprezentujący liniową zmianę częstotliwości pojedynczej składowej sinusoidalnej



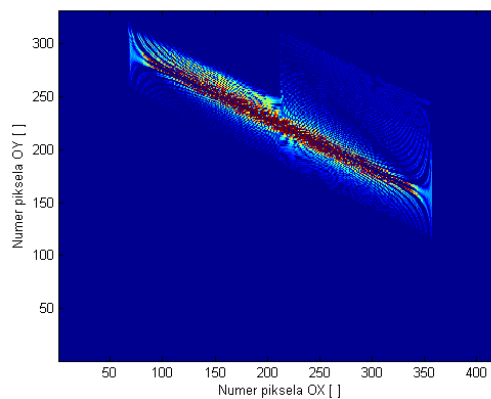
Rys. 5.52 Stosunek energii obrazów (pochodnej obrazu oryginalnego do obrazu oryginalnego) w funkcji kąta obrotu obrazu.



Rys. 5.53 Obraz oryginalny poddany analizie.



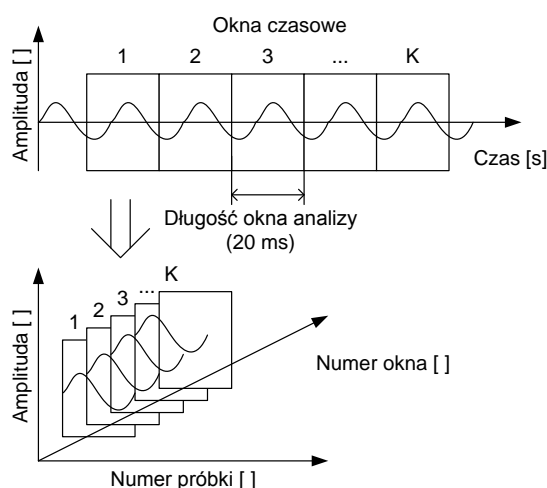
Rys. 5.54 Obraz po obrocie o wyznaczony algorytmem kąt korekty – minimum na wykresie (Rys. 5.52). Wartość kąta wynosi 151° .



Rys. 5.55 Pochodna obrazu oryginalnego.

5.3. Metoda okien czasowych i detekcji krawędzi

Na rysunku (Rys. 5.56) przedstawiono sposób transformacji sygnału jednowymiarowego w dwuwymiarowy obraz. Nowa reprezentacja sygnału składa się z dwuwymiarowej macierzy, której wiersze korespondują z przygotowanymi segmentami jednowymiarowymi sygnału, kolumny macierzy reprezentują numery okien czasowych. Powstałe obrazy 2D mogą być analizowane za pomocą znanych metod przetwarzania obrazów m.in. transformacją Fouriera.



Rys. 5.56 Sposób tworzenia obrazu do metody okien czasowych i detekcji krawędzi [133].

Uzyskany obraz (Rys. 5.56) staje się wejściem do algorytmu, którego schemat zaprezentowano na (Rys. 5.57). Obraz wejściowy poddawany jest operacji detekcji krawędzi, w tym celu stosowany jest laplasjan. Maskę laplasjanową (operator) i sposób jej przemieszczania względem analizowanego obrazu przedstawiono na (Rys. 5.58). Maskę tę wykorzystywana jest w następujący sposób: macierz maski porównywana jest z analizowanym obrazem (środkowy punkt macierzy odpowiada analizowanemu punktowi), a następnie obliczana jest nowa wartość środkowego punktu, która jest sumą wartości odpowiednich punktów obrazu pomnożonych przez wartości poszczególnych komórek matrycy. Wynikiem przeprowadzonej operacji jest obraz z wyraźnie zaznaczonymi krawędziami obiektów. Wyznaczone krawędzie stanowiące funkcję zmienności częstotliwości analizowanego sygnału, zamieniane są na współrzędne OX i OY . Kolejny krok to obliczenie pochodnej wyznaczonych funkcji po osi OX . Uzyskane funkcje liniowe w sposób bezpośredni przekładają się na informację o liniowych zmianach częstotliwości analizowanego sygnału. Kolejną operacją to estymacja parametrów równania prostej i modelowanie przebiegu metodą najmniejszych kwadratów. Wynikiem operacji jest informacja o zmienności częstotliwości harmonicznej podstawowej analizowanego sygnału elektroenergetycznego, zgodnie ze wzorami (5.3) i (5.4):

$$dy = [y_2 \ y_3 \ \dots \ y_N]' - [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{N-1}]' \quad (5.3)$$

gdzie:

y_n – czas próbki sygnału krawędzi,
 N – ilość próbek krawędzi.

$$\hat{f} = X((X'X)^{-1}X'f) \quad (5.4)$$

gdzie:

$$\hat{f} = [\hat{f}_1 \hat{f}_2 \dots \hat{f}_{N-1}]', X = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & \dots & t_{N-1} \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}', f = \left[\frac{1}{T + dy_1} \quad \frac{1}{T + dy_2} \quad \dots \quad \frac{1}{T + dy_{N-1}} \right]'$$

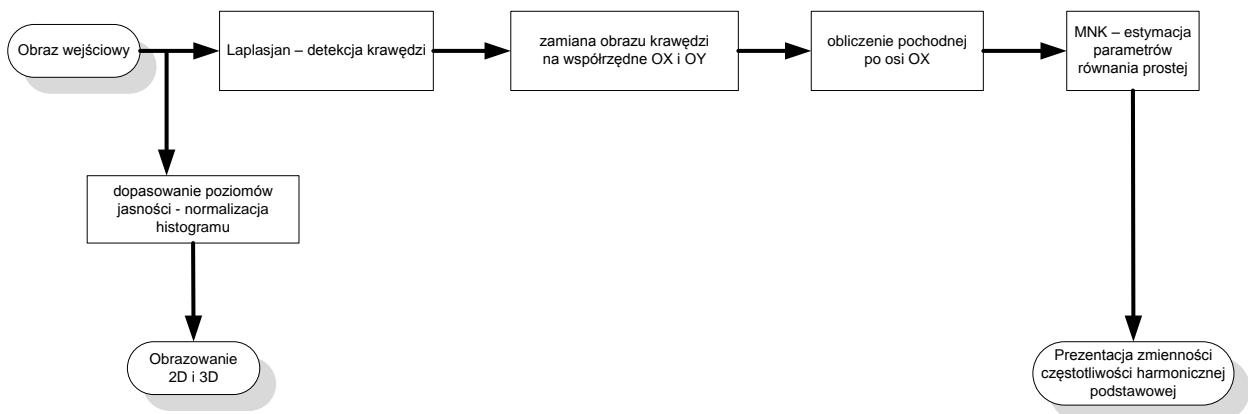
\hat{f} – aproksymacja wahań częstotliwości podstawowej składowej,

f – wahania częstotliwości podstawowej składowej,

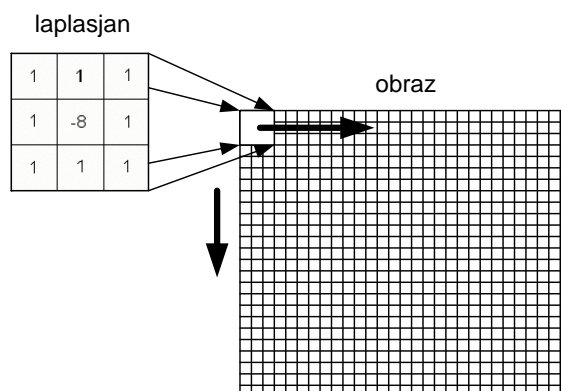
t_n – czas n -tego okna analizy,

T – długość okna analizy (20ms).

Obraz wejściowy ze schematu (Rys. 5.57) podawany jest także na blok dopasowania poziomów jasności – normalizacji histogramu obrazu w którym przeskalowywane są wartości poziomów jasności punktów, tak aby wykorzystać cały zakres dostępnych wartości jasności punktów. Wynik transformacji przedstawiany jest w postaci obrazów 2D i 3D analizowanych sygnałów.



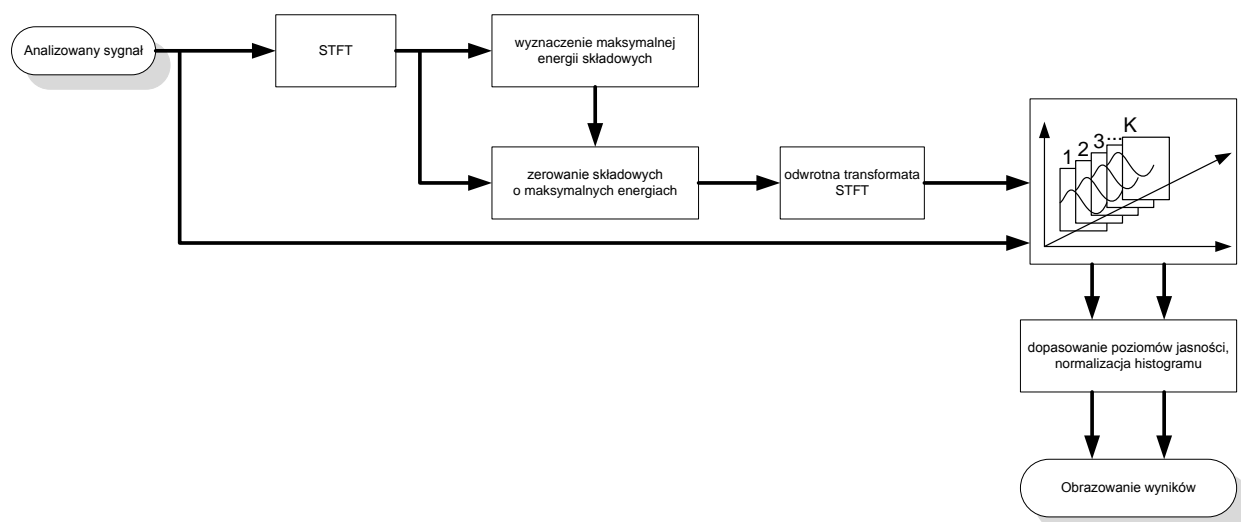
Rys. 5.57 Schemat blokowy metody detekcji liniowej zmiany częstotliwości – metody okien czasowych i detekcji krawędzi.



Rys. 5.58 Detekcja krawędzi za pomocą laplasjanu.

Do zobrazowania zakłóceń w sygnałach elektroenergetycznych zaproponowano algorytm ze schematu blokowego (Rys. 5.59). Analizowany sygnał poddawany jest przekształceniu STFT. Z wyznaczonego widma wyodrębnione zostają składowe o wyższych energiach. Składowe

te reprezentują harmoniczną podstawową sygnału elektroenergetycznego, której amplituda znacznie przekracza amplitudy zakłóceń pojawiających się w sygnale, przez co ich przedstawienie jest znacznie utrudnione. W celu uwidocznienia składowych niskoenergetycznych (zakłóceń), składowe wysokoenergetyczne (uśrednione w analizowanych oknie) są zerowane. W kolejnym kroku wykorzystano odwrotną transformację STFT, której celem jest rekonstrukcja sygnału z wyeliminowaną składową podstawową (50Hz). Tak przetworzony sygnał oraz dla porównania sygnał oryginalny, są przetwarzane algorytmem z rysunku (Rys. 5.56). Otrzymane wyniki poddane zostały następnie operacji dopasowania poziomów jasności punktów (podobnie jak w algorytmie z Rys. 5.57), a rezultaty przekształcenia zostały zaprezentowane w postaci 2D i 3D obrazów.

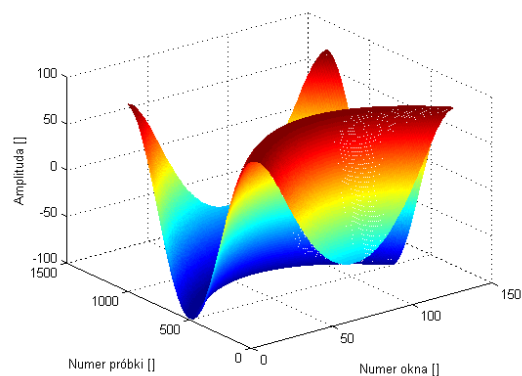


Rys. 5.59 Schemat blokowy metody okien czasowych – połączenie z eliminacją składowych o wysokich energiach i normalizacją histogramu.

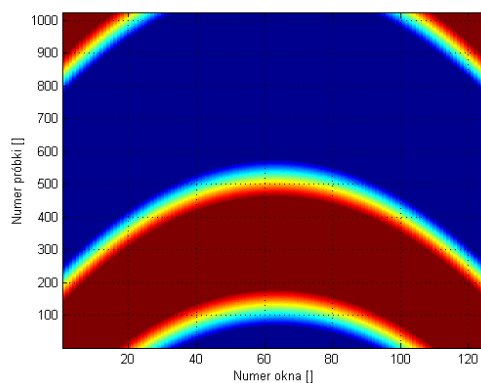
5.3.1. Wyniki symulacji dla sygnałów zamodelowanych i rzeczywistych

Detekcja liniowych zmian częstotliwości harmonicznego podstawowej:

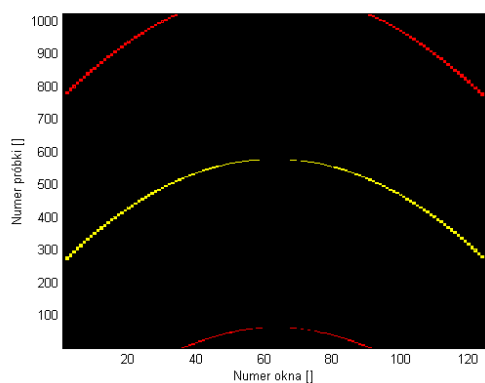
- liniowa zmiana częstotliwości harmonicznego podstawowej sygnału elektroenergetycznego w zakresie od 49,5Hz do 50,5Hz, w czasie 2,5s



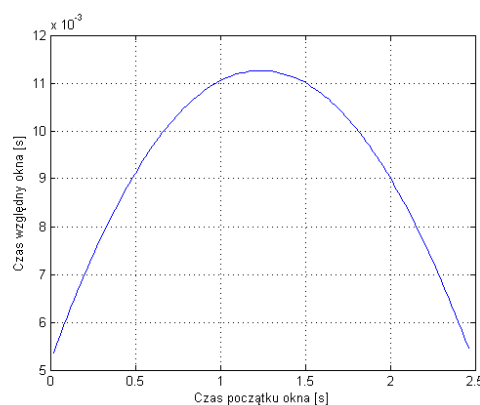
Rys. 5.60 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.57).



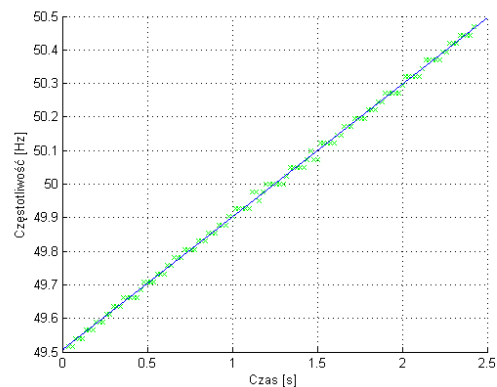
Rys. 5.61 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału – rzut z góry (Rys. 5.60).



Rys. 5.62 Przetworzenie obrazu metodą detekcji krawędzi Laplasjana oraz wyznaczenie najdłuższej krawędzi (kolor żółty).

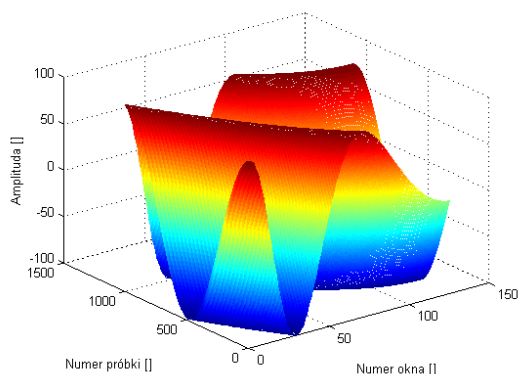


Rys. 5.63 Wykres wyznaczonej (na podstawie pikseli) najdłuższej krawędzi z (Rys. 5.62).

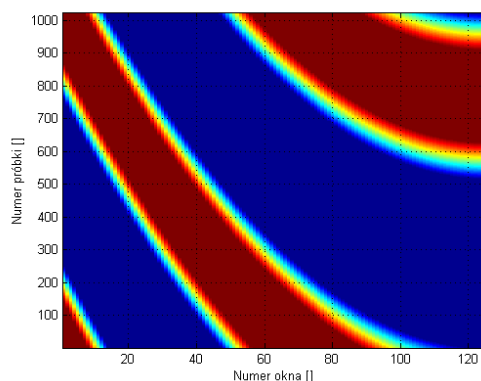


Rys. 5.64 Pochodna funkcji z rysunku (Rys. 5.63) oraz jej aproksymacja metodą najmniejszych kwadratów (kolor niebieski).

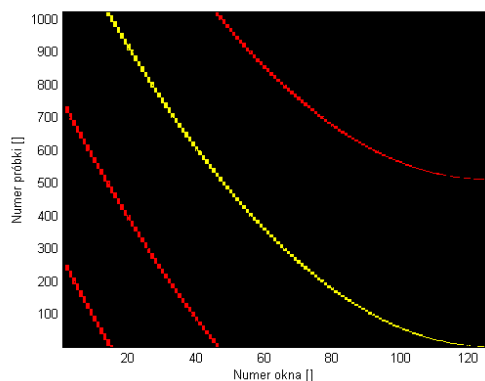
- liniowa zmiana częstotliwości harmonicznej podstawowej sygnału elektroenergetycznego w zakresie od 51Hz do 50Hz, w czasie 2,5s



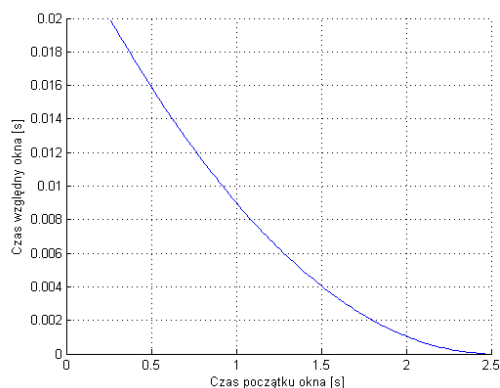
Rys. 5.65 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.57).



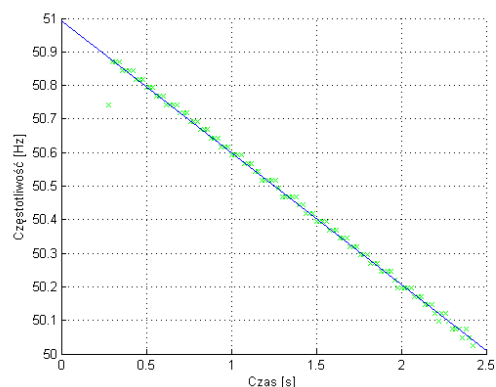
Rys. 5.66 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału – rzut z góry (Rys. 5.65).



Rys. 5.67 Przetworzenie obrazu metodą detekcji krawędzi Laplasjana oraz wyznaczenie najdłuższej krawędzi (kolor żółty).

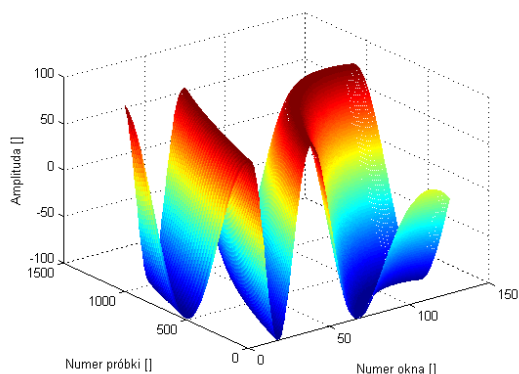


Rys. 5.68 Wykres wyznaczonej (na podstawie pikseli) najdłuższej krawędzi z (Rys. 5.67).

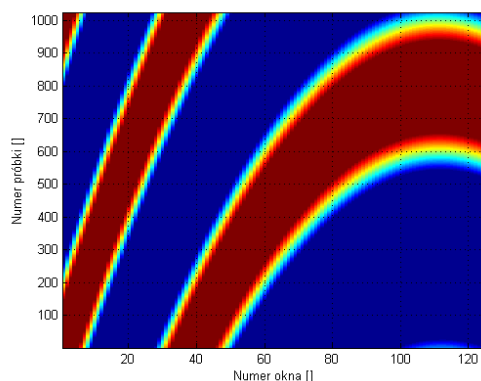


Rys. 5.69 Pochodna funkcji z rysunku (Rys. 5.68) oraz jej aproksymacja metodą najmniejszych kwadratów (kolor niebieski).

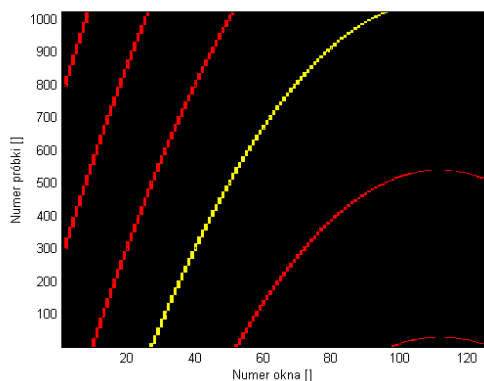
- liniowa zmiana częstotliwości harmonicznej podstawowej sygnału elektroenergetycznego w zakresie od 48,4Hz do 50,2Hz, w czasie 2,5s



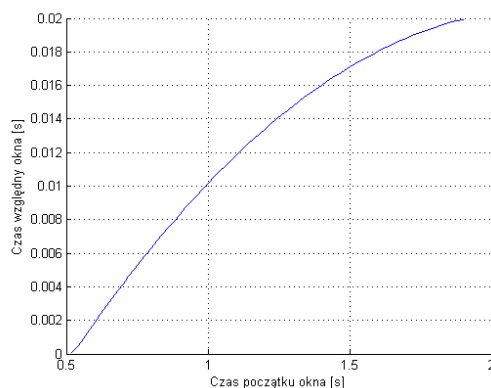
Rys. 5.70 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.57).



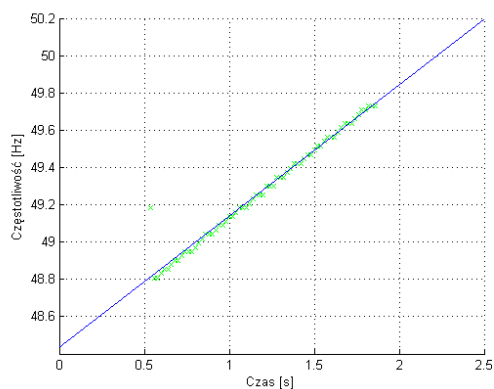
Rys. 5.71 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału – rzut z góry (Rys. 5.70).



Rys. 5.72 Przetworzenie obrazu metodą detekcji krawędzi Laplasjana oraz wyznaczenie najdłuższej krawędzi (kolor żółty).

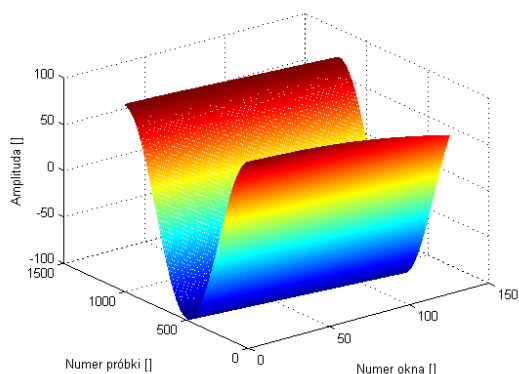


Rys. 5.73 Wykres wyznaczonej (na podstawie pikseli) najdłuższej krawędzi z (Rys. 5.72).

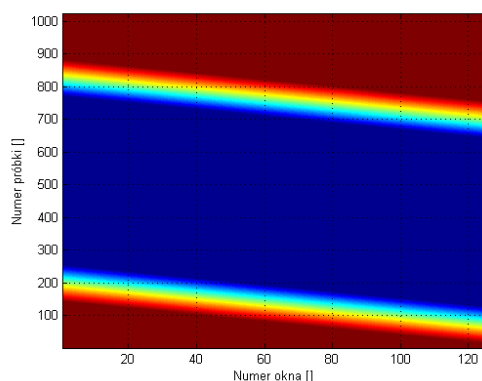


Rys. 5.74 Pochodna funkcji z rysunku (Rys. 5.73) oraz jej aproksymacja metodą najmniejszych kwadratów (kolor niebieski).

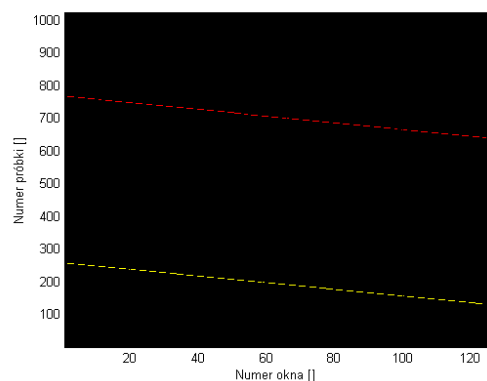
- harmoniczna podstawowa sygnału elektroenergetycznego o częstotliwości $50,05\text{Hz}$ - czas trwania $2,5\text{s}$



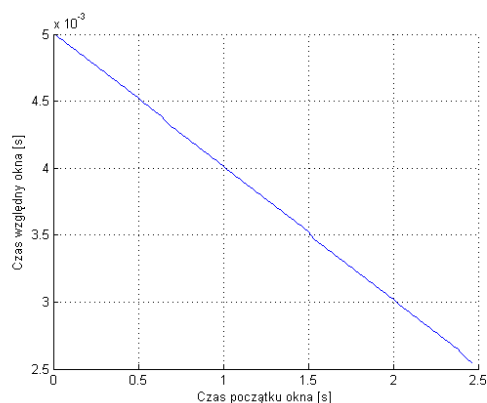
Rys. 5.75 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.57).



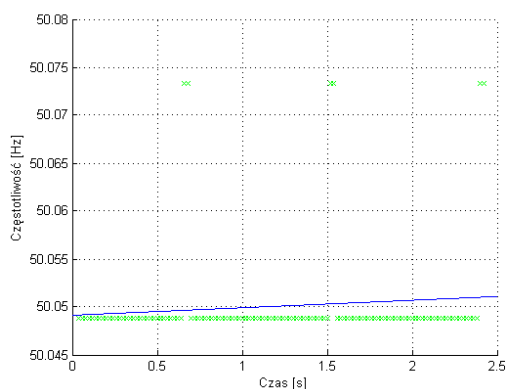
Rys. 5.76 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału – rzut z góry (Rys. 5.75).



Rys. 5.77 Przetworzenie obrazu metodą detekcji krawędzi Laplasjana oraz wyznaczenie najdłuższej krawędzi (kolor żółty).

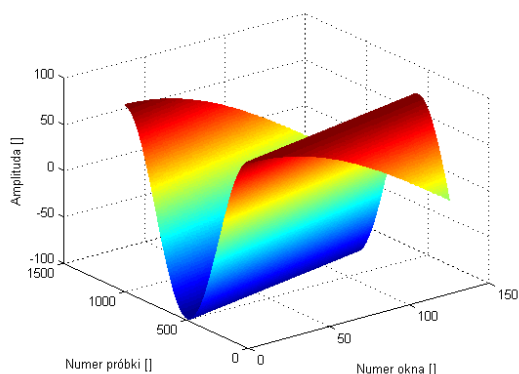


Rys. 5.78 Wykres wyznaczonej (na podstawie pikseli) najdłuższej krawędzi z (Rys. 5.77).

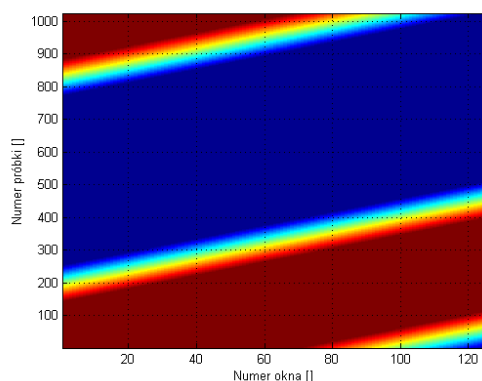


Rys. 5.79 Pochodna funkcji z rysunku (Rys. 5.78) oraz jej aproksymacja metodą najmniejszych kwadratów (kolor niebieski).

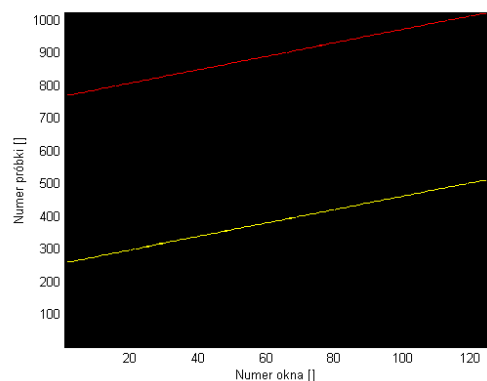
- harmoniczna podstawowa sygnału elektroenergetycznego o częstotliwości $49,9\text{Hz}$ - czas trwania $2,5\text{s}$



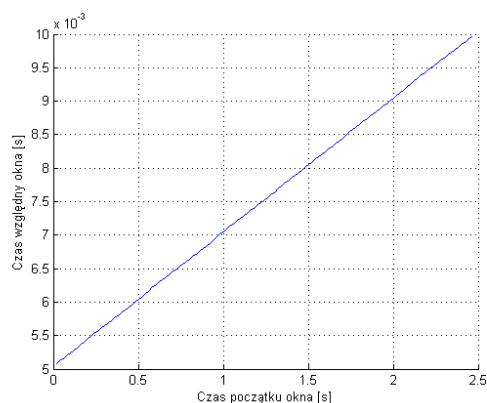
Rys. 5.80 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.57).



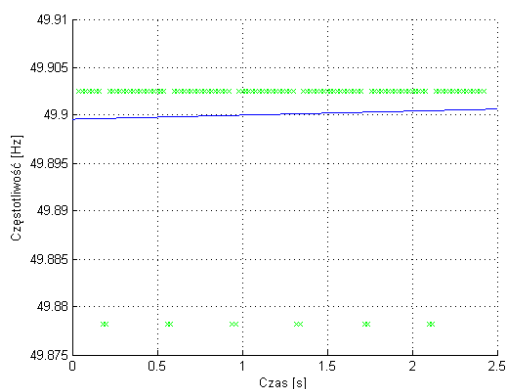
Rys. 5.81 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału – rzut z góry (Rys. 5.80).



Rys. 5.82 Przetworzenie obrazu metodą detekcji krawędzi Laplasjana oraz wyznaczenie najdłuższej krawędzi (kolor żółty).



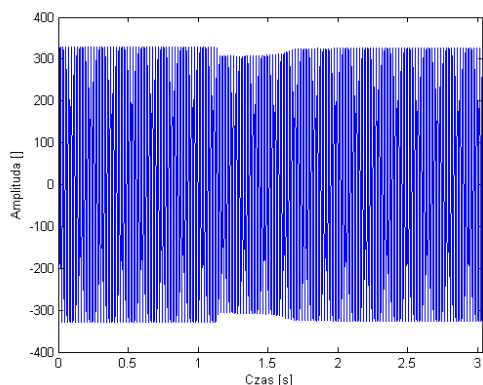
Rys. 5.83 Wykres wyznaczonej (na podstawie pikseli) najdłuższej krawędzi z (Rys. 5.82).



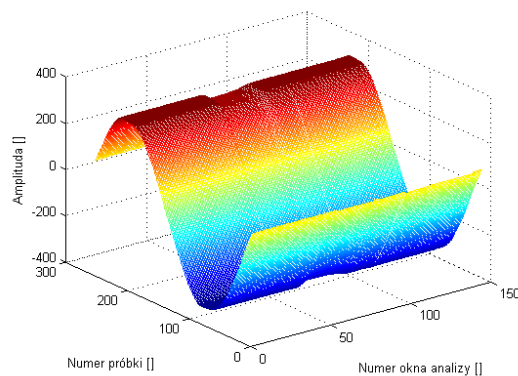
Rys. 5.84 Pochodna funkcji z rysunku (Rys. 5.83) oraz jej aproksymacja metodą najmniejszych kwadratów (kolor niebieski).

Symulacje dla sygnałów rzeczywistych przedstawiających zdarzenia zachodzące w sygnałach elektroenergetycznych. Przebiegi czasowe zarejestrowane urządzeniem Elspec G4430 w okresie listopad-grudzień 2010r. na przyłączy energetycznym domu jednorodzinnego (obszar wiejski):

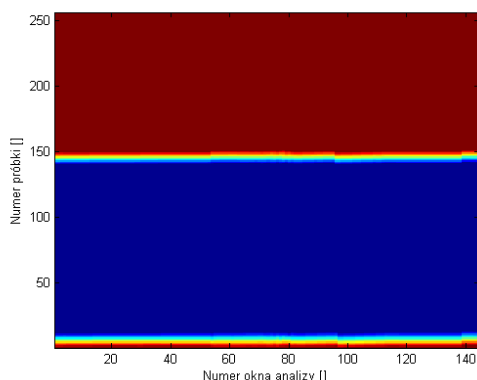
- zapad napięcia nr 1



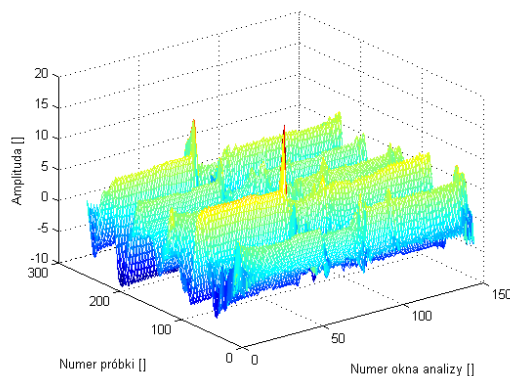
Rys. 5.85 Przebieg czasowy zapadu napięcia.



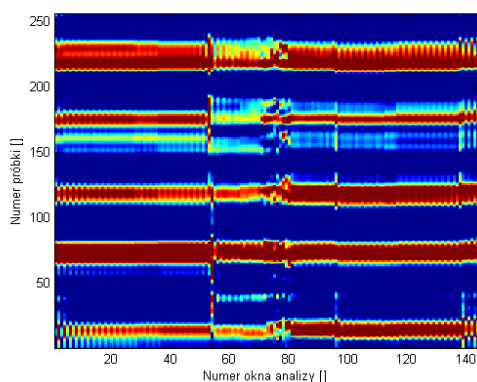
Rys. 5.86 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.87 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana składowa podstawowa.

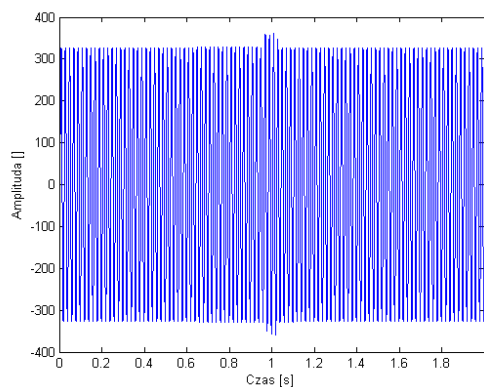


Rys. 5.88 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

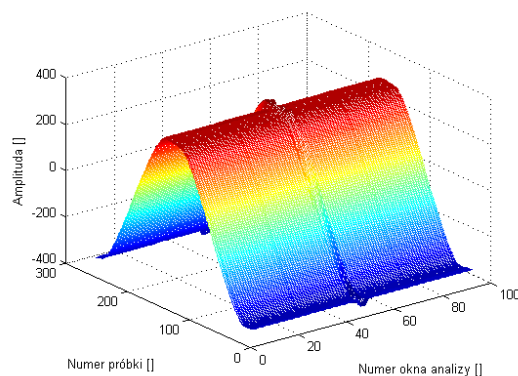


Rys. 5.89 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana składowa podstawowa.

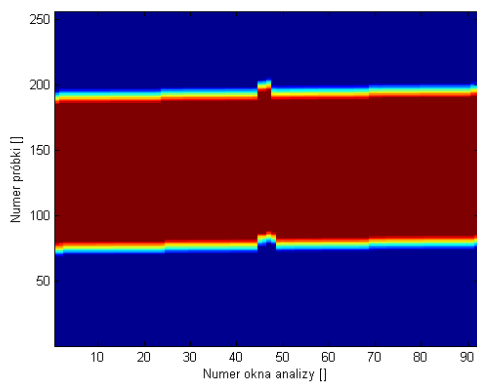
- przebieg nr 1



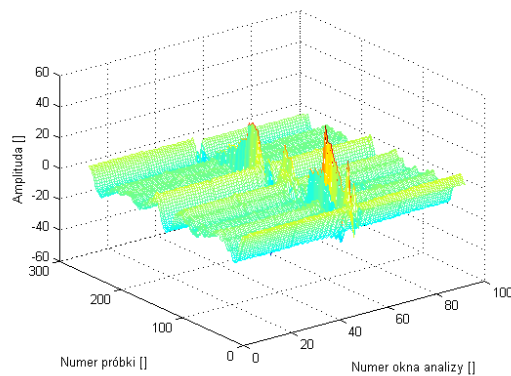
Rys. 5.90 Przebieg czasowy napięcia.



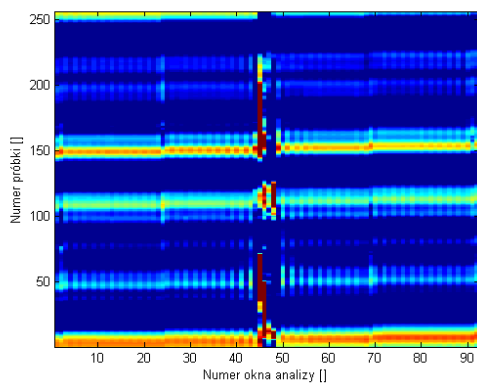
Rys. 5.91 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.92 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana podstawowa składowa.

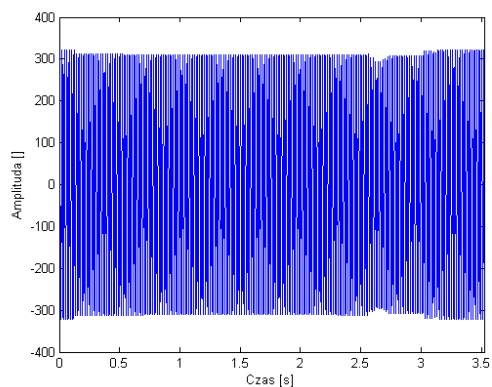


Rys. 5.93 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

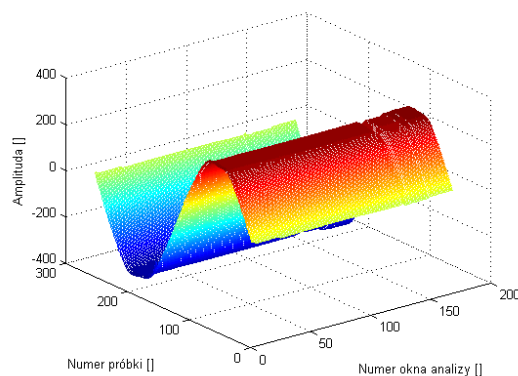


Rys. 5.94 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana składowa podstawowa.

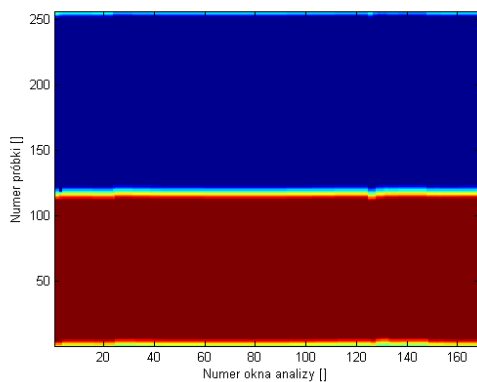
- wahania napięcia nr 1



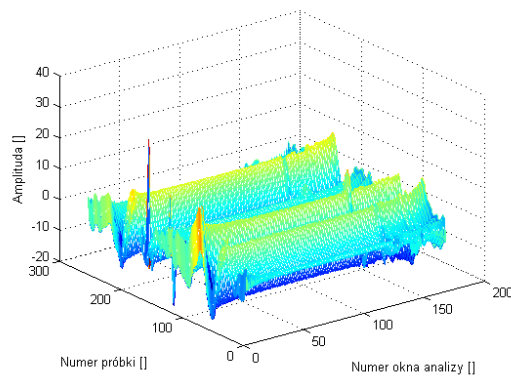
Rys. 5.95 Przebieg czasowy wahań napięcia.



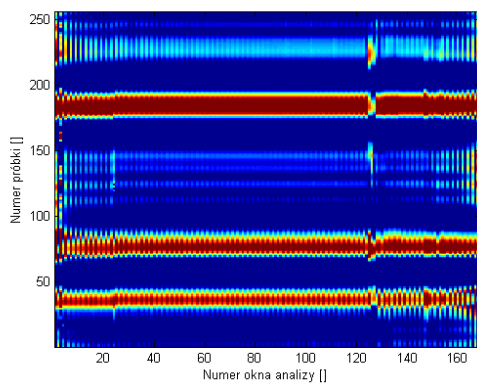
Rys. 5.96 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.97 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana składowa podstawowa.

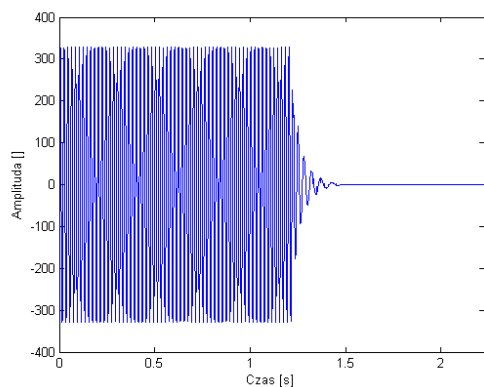


Rys. 5.98 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

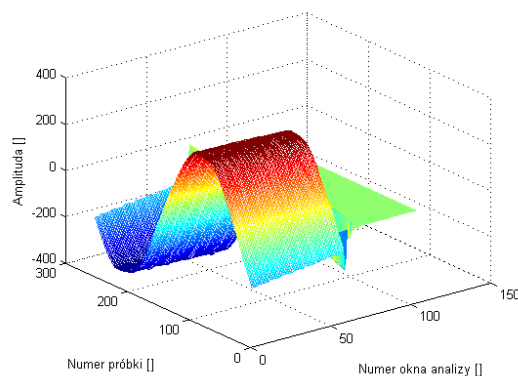


Rys. 5.99 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana składowa podstawowa.

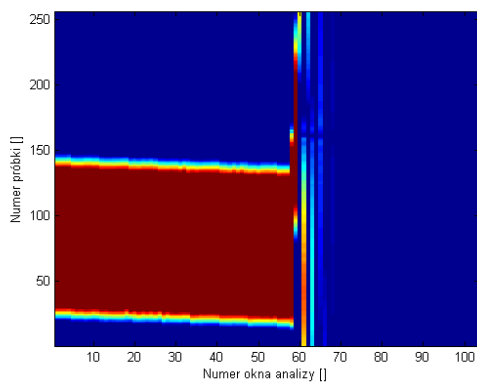
- zanik napięcia nr 1



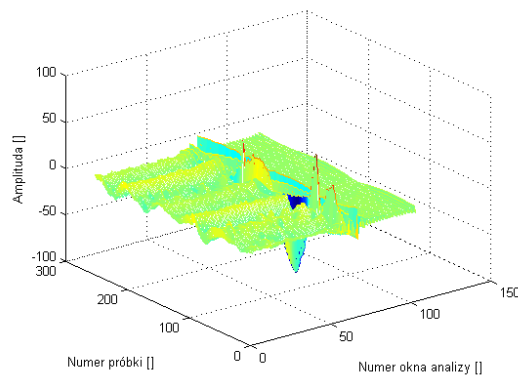
Rys. 5.100 Przebieg czasowy zaniku napięcia.



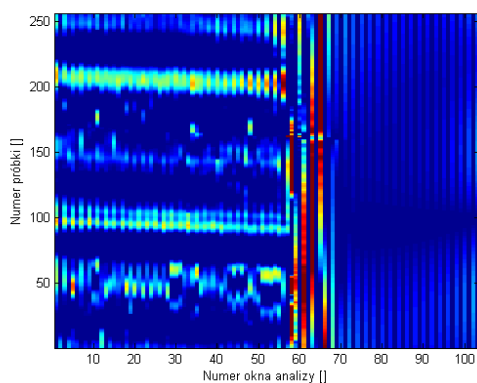
Rys. 5.101 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.102 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana składowa podstawowa.

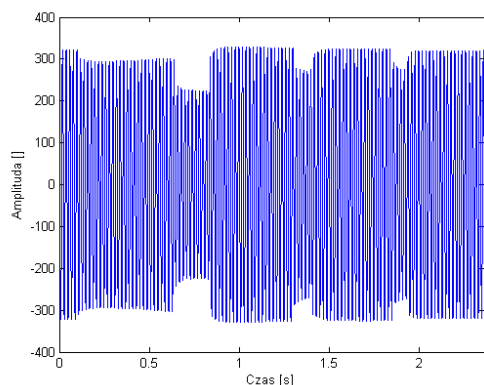


Rys. 5.103 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

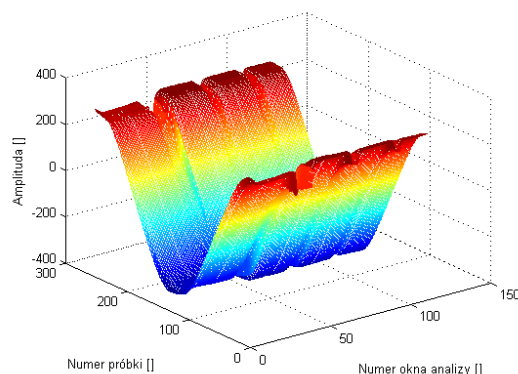


Rys. 5.104 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana podstawowa składowa.

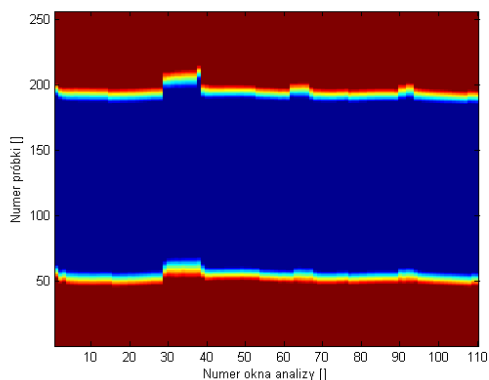
- zapady napięcia nr 2



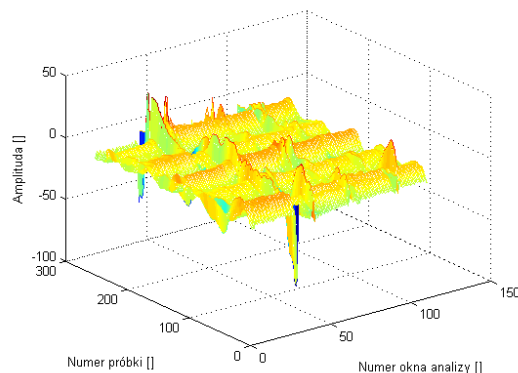
Rys. 5.105 Przebieg czasowy zapadów napięcia.



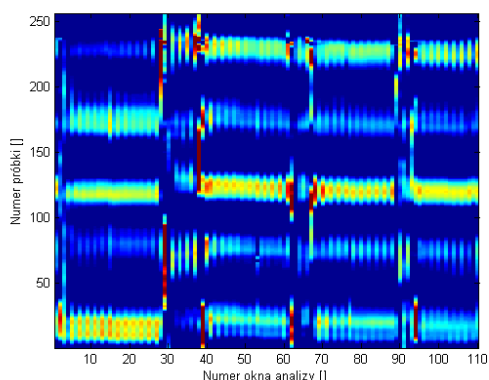
Rys. 5.106 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.107 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana podstawowa składowa.

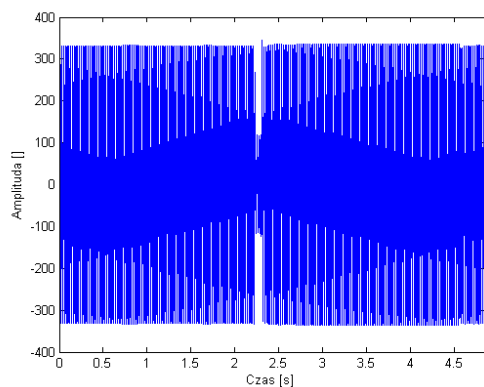


Rys. 5.108 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

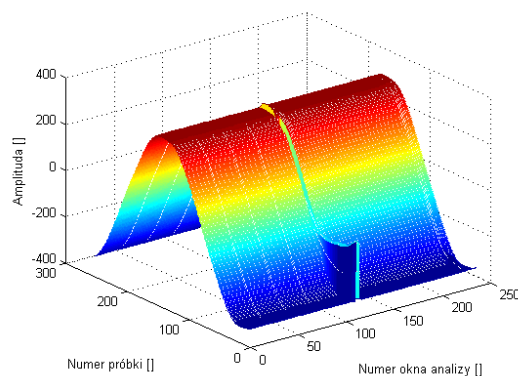


Rys. 5.109 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana podstawowa składowa.

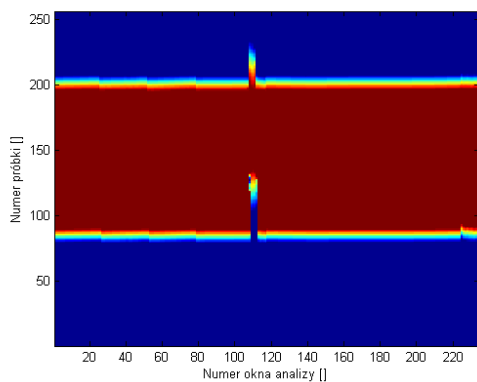
- zapad napięcia nr 3



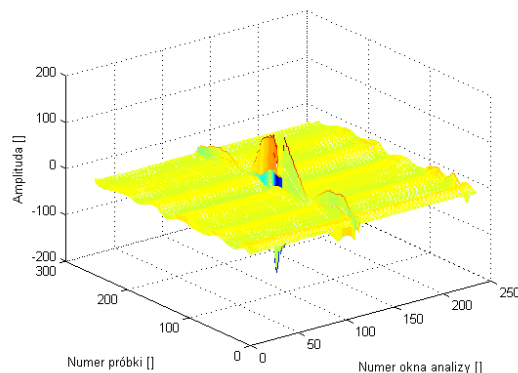
Rys. 5.110 Przebieg czasowy zapadów napięcia.



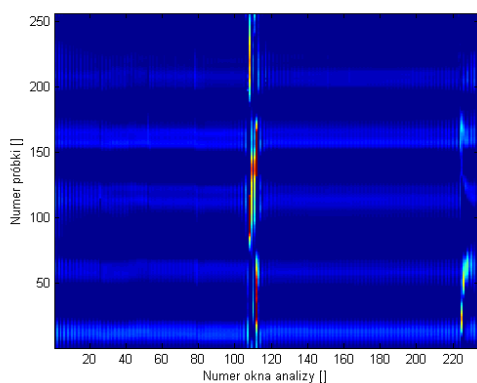
Rys. 5.111 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.112 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana podstawowa składowa.

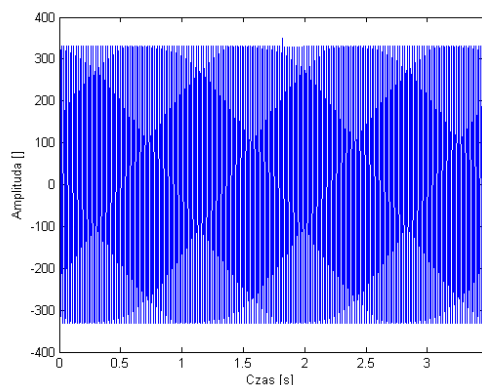


Rys. 5.113 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

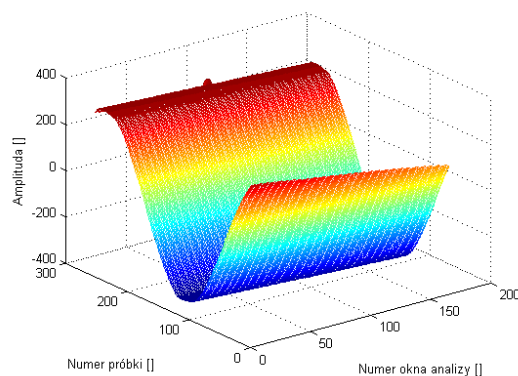


Rys. 5.114 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana podstawowa kładowa.

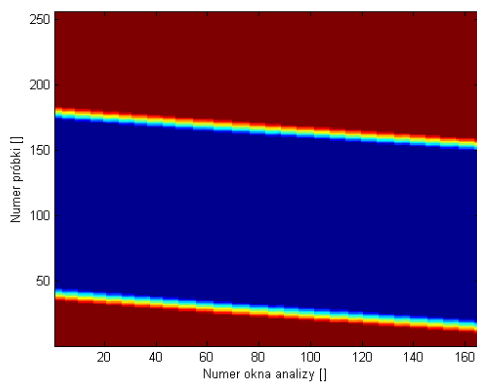
- przepięcie



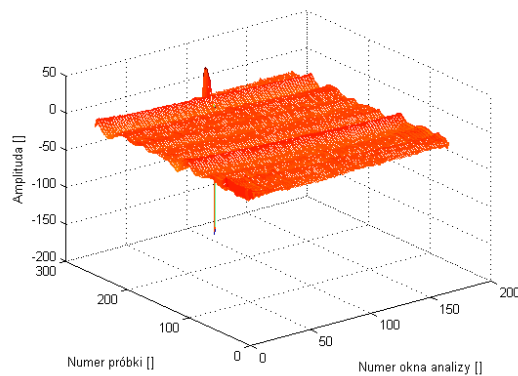
Rys. 5.115 Przebieg czasowy przepięcia napięcia.



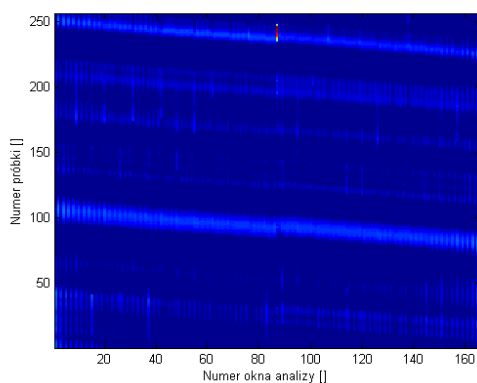
Rys. 5.116 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.117 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana podstawowa składowa.

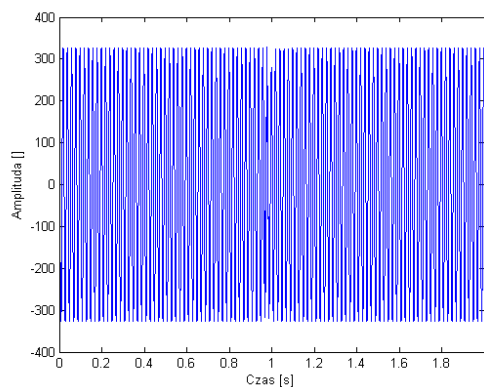


Rys. 5.118 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).

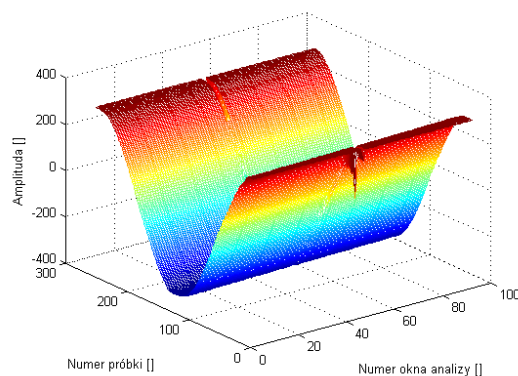


Rys. 5.119 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana podstawowa składowa.

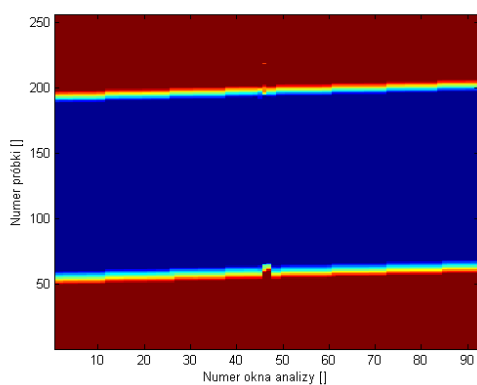
- krótkotrwały zapad napięcia



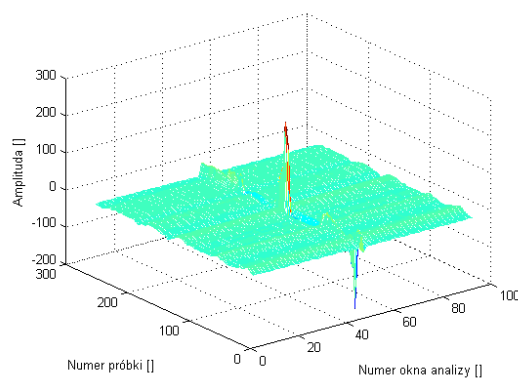
Rys. 5.120 Przebieg czasowy zapadów napięcia.



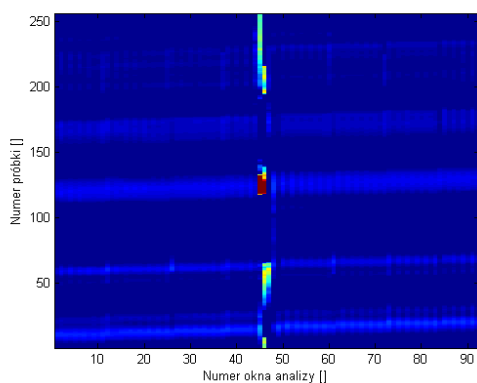
Rys. 5.121 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.56).



Rys. 5.122 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – zachowana podstawowa składowa.



Rys. 5.123 Trójwymiarowa postać analizowanego sygnału przekształconego zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59).



Rys. 5.124 Obraz powstały w wyniku przekształcenia analizowanego sygnału zgodnie z algorytmem (Rys. 5.59) – wyeliminowana podstawowa składowa.

5.4. Wnioski

W rozdziale 5 przedstawiono algorytmy i wyniki analiz sygnałów jednowymiarowych z wykorzystaniem technik przetwarzania obrazów.

Pierwsza propozycja wykorzystania technik analizy obrazów we wspomaganiu analizy sygnałów jednowymiarowych, polegała na niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a, metodą masek binarnych. Symulacje przeprowadzono dla sygnałów zamodelowanych w środowisku MATLAB. Pierwsza grupa symulacji przeprowadzona została dla sygnału złożonego z trzech składowych sinusoidalnych tłumionych funkcjami Gaussa. Przyjęto następujące częstotliwości składowych: 100Hz, 300Hz i 500Hz. Energia składowych 100Hz i 300Hz uzyskiwała maksimum po czasie 0,05s, natomiast składowa 500Hz osiągała maksimum po czasie 0,16s. Amplitudy i fazy wszystkich składowych były identyczne. Amplitudy wynosiły -1, a fazy 0°. Częstotliwość próbkowania sygnału wynosiła $f_s = 1,3kHz$. Zgodnie z oczekiwaniami, w wyniku transformacji tak przygotowanego sygnału metodą Wignera-Ville'a pomiędzy poszczególnymi składowymi pojawiły się interferencje pasożytnicze. Pomędzy składowymi: 100Hz i 300Hz wystąpiła interferencja czysto częstotliwościowa, co wynika z czasu ich wystąpienia (wystąpiły w tym samym czasie). Natomiast pomiędzy składowymi: 100Hz i 500Hz oraz 300Hz i 500Hz wystąpiły połączone interferencje czasowe i częstotliwościowe. Opisane efekty zostały przedstawione na (Rys. 5.2).

Prezentowany algorytm niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a metodą masek binarnych przedstawiono natomiast na (Rys. 5.1). Na (Rys. 5.3) przedstawiono wyniki analizy rozważanego sygnału po zastosowaniu metody STFT, będącej częścią składowej prezentowanego algorytmu. Analiza STFT jest pozbawiona interferencji pasożytniczych. Pogarsza się natomiast rozdzielczość w dziedzinie czas-częstotliwość. Na podstawie analizy STFT utworzono histogram rozkładu wartości jasności punktów obrazu. Histogram ten przedstawiono na (Rys. 5.4). Na rysunku tym, oznaczono różnymi kolorami wartości jasności punktów obrazu, które w wyniku binaryzacji będą przyjmowały w utworzonej masce binarnej wartości 1 oraz 0. Kolorem niebieskim oznaczono te wartości, które przyjmą wartość 1, natomiast kolorem żółtym, te które będą przyjmowały 0. Tworzoną na podstawie histogramu maskę binarną przedstawia (Rys. 5.5). Natomiast na (Rys. 5.6) przedstawiono wyniki zastosowania maski binarnej na analizowanym obrazie z rysunku (Rys. 5.2) (będącego również wynikiem algorytmu (Rys. 5.1)). W wyniku zaproponowanej metody otrzymano obraz pozbawiony interferencji pasożytniczych. W wyniku działania algorytmu uzyskano informację o lokalizacji analizowanych składowych w czasie i w częstotliwości z rozdzielczością transformacji Wignera-Ville'a w wersji oryginalnej z wyeliminowanymi interferencjami pasożytniczymi widocznymi w oryginalnym przekształceniu Wignera-Ville'a. Prezentowany algorytm umożliwia więc zachowanie rozdzielczości czas-częstotliwość jaką daje oryginalna transformacja Wignera-Ville'a i eliminuje przy tym zakłócenia pasożytnicze. Dla porównania na (Rys. 5.7 - Rys. 5.10) przedstawiono zestawienie analiz omawianego sygnału Gaussa dla transformacji Wignera-Ville'a w wersji oryginalnej (Rys. 5.7), dla pseudotransformacji Wignera-Ville'a będącej modyfikacją oryginalnej wersji transformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.8), dla kolejnej modyfikacji – wygładzonej pseudotransformacji Wignera-Ville'a (Rys. 5.9) i dla prezentowanego algorytmu (Rys. 5.10). Prezentowany na (Rys. 5.10) wynik analizy, uwidacznia korzystne cechy prezentowanego algorytmu w porównaniu z zarówno pseudotransformacją Wignera-Ville'a dla której pogarsza się rozdzielczość częstotliwościowa metody i wygładzoną pseudotransformacją Wignera-Ville'a dla której pogarsza się rozdzielczość w czasie i w częstotliwości.

Kolejna symulacja dotyczyła sygnału złożonego ze składowych sinusoidalnych o częstotliwościach 100Hz, 200Hz i 300Hz. Amplitudy i fazy składowych były identyczne

i wyniosły odpowiednio: amplitudy – 1, fazy – 0. Częstotliwość próbkowania $f_s = 1,3kHz$. Wyniki transformacji Wignera-Ville'a tego sygnału przedstawia (Rys. 5.11). Widoczne są na nim zakłócenia pasożytnicze, występujące pomiędzy wszystkimi trzema składowymi. Charakterystyczne jest to, że interferencje pasożytnicze pomiędzy składowymi 100Hz i 300Hz powstają i nakładają się na składową o częstotliwości 200Hz. Dlatego też, analizując wynik transformacji Wignera-Ville'a w wersji oryginalnej, trudno jest jednoznacznie wskazać co składa się na analizowany sygnał. Analiza STFT widoczna na (Rys. 5.12) ujawnia składową 200Hz jednak rozdzielczość w dziedzinie czas-częstotliwość jest znacznie pogorszona. Proponowany algorytm, eliminuje interferencje pasożytnicze zachowując informację o składowej 200Hz, co jest widoczne na (Rys. 5.15). Analogicznie jak dla poprzedniego analizowanego sygnału, wykonano porównanie różnych wersji transformacji Wignera-Ville'a z prezentowanym algorytmem, co zostało zaprezentowane na (Rys. 5.16 - Rys. 5.19). Również w tym przypadku prezentowany algorytm umożliwił najbardziej precyzyjną lokalizację składowych sygnału na osi czas-częstotliwość i eliminację zakłóceń pasożytniczych.

Następny analizowany sygnał składał się z pojedynczej składowej sinusoidalnej, której częstotliwość zmieniała się nieliniowo w funkcji czasu, w zakresie od 800Hz do 50Hz, w czasie od 40ms do 160ms. Rysunki (Rys. 5.20 - Rys. 5.28) prezentują wyniki symulacji, analogicznie jak to miało miejsce dla rozpatrywanych wcześniejszych sygnałów. Specyficzne interferencje pasożytnicze generowane przez oryginalną wersję transformacji Wignera-Ville'a, a widoczne na (Rys. 5.20) są eliminowane – co zostało przedstawione na (Rys. 5.28) bez wpływu na rozdzielczość metody. Pseudotransformacja Wignera-Ville'a (Rys. 5.26) oraz wygładzona pseudotransformacja Wignera-Ville'a (Rys. 5.27) dają nieczytelną informację o analizowanym sygnale.

W kolejnym przykładzie przedstawiono praktyczne zastosowanie w dziedzinie badania jakości energii elektrycznej. Ukazano możliwość badania interharmonicznych na przykładzie analizy sygnału elektroenergetycznego, w którym występowały składowe harmoniczne 100Hz i 150Hz. Amplitudy i fazy tych składowych zostały wygenerowane losowo. Przedstawione symulacje – (Rys. 5.29 - Rys. 5.33), świadczą o przydatności metody do badania harmonicznych sygnału elektroenergetycznego, a własność dobrego odwzorowania liniowych zmian częstotliwości prezentowanej metody stawiają jako bardziej użyteczną, aniżeli popularnie stosowana w tej dziedzinie transformacja Fouriera.

Innym podejściem do niwelacji interferencji pasożytniczych transformacji Wignera-Ville'a jest zaproponowana przez autora metoda obrotów, różnic i pochodnych. Do przeprowadzenia testów metody, użyto wprowadzonego we wcześniejszej metodzie sygnału Gaussa. Wyniki symulacji dla tego sygnału przedstawiono na (Rys. 5.39 - Rys. 5.50). W wyniku kolejnych obrotów i zubożania obrazu o jego pochodne, z analizowanego obrazu będącego produktem transformacji Wignera-Ville'a w wersji oryginalnej, stopniowo usuwane są interferencje pasożytnicze, co zostało pokazane na kolejnych rysunkach (Rys. 5.40 - Rys. 5.49). Metoda ta może również, być wykorzystywana – po modyfikacji przedstawionej na (Rys. 5.51) do detekcji liniowych zmian częstotliwości składowych analizowanego sygnału, co zostało przedstawione w podrozdziale 5.2. Rysunki (Rys. 5.52 - Rys. 5.55) przedstawiają wyniki symulacji dla opisanej metody detekcji liniowych zmian częstotliwości. Rys. 5.52 przedstawia zmienność ilorazu średnich energii obrazu, będącego pochodną analizowanego obrazu do średniej energii tegoż obrazu, w zależności od kąta obrotu obrazu. Przebieg funkcji z (Rys. 5.52) ma kształt sinusoidy z zakłóceniami dla charakterystycznych kątów obrotu, takich jak: 90° , 180° , 270° i 360° . Zakłócenia te wynikają najprawdopodobniej ze skończonej precyzji obliczeń numerycznych, symulacji wykonywanych w środowisku MATLAB, powodujących złe uwarunkowanie matematyczne wykonywanych operacji. Kąty obrotów obrazu dla których występują minima funkcji *sinus* reprezentują wartości dla których, składowe o liniowo

zmieniających się częstotliwościach w analizowanym obrazie są równoległe do osi OX . Rys. 5.53 przedstawia obraz oryginalny poddany analizie, powstały w wyniku transformacji Wignera-Ville'a sygnału złożonego z pojedynczej sinusoidy. Rys. 5.54 przedstawia obraz ze składowymi po wykonanej korekcie o wyznaczony kąt, który dla tego przypadku wyniósł 151° . Kąt ten może posłużyć do obliczenia szybkości i kierunku liniowej zmiany częstotliwości analizowanych składowych. Rys. 5.55 przedstawia pochodną, obliczoną dla obrazu oryginalnego.

Ostatnim z algorytmów zaproponowanych przez autora jest metoda okien czasowych. Pierwszym sygnałem poddany analizie, był zasymulowany sygnał elektroenergetyczny złożony tylko z harmonicznnej podstawowej, której częstotliwość zmieniała się liniowo od $49,5\text{Hz}$ do $50,5\text{Hz}$ w czasie $2,5\text{s}$. Symulacje dla tego sygnału przedstawiają (Rys. 5.60 - Rys. 5.64). Rys. 5.60 przedstawia trójwymiarową postać analizowanego sygnału, przekształconego zgodnie z algorytmem z rysunku (Rys. 5.57). Dwuwymiarowy obraz tego przekształcenia przedstawia Rys. 5.61. Rys. 5.62 przedstawia wykryte (opisaną metodą) krawędzie, na podstawie których określany jest przebieg zmienności funkcji (Rys. 5.63), której pochodna (Rys. 5.64) służy do przedstawienia liniowej zmiany częstotliwości harmonicznnej podstawowej w analizowanym oknie. W następnej symulacji przedstawiono zmianę częstotliwości harmonicznnej podstawowej zasymulowanego sygnału elektroenergetycznego w zakresie od 51Hz do 50Hz w czasie $2,5\text{s}$. Symulacje przedstawiające rezultaty dla tego sygnału testowego przedstawiają (Rys. 5.65 - Rys. 5.69). Kolejne symulacje dotyczyły zasymulowanych sygnałów elektroenergetycznych złożonych z harmonicznnej podstawowej, której częstotliwości w kolejnych symulacjach wynosiły: $48,4 - 50,2\text{Hz}$ - (Rys. 5.70 - Rys. 5.74), stała częstotliwość harmonicznnej podstawowej $50,05\text{Hz}$ - (Rys. 5.75 - Rys. 5.79). Wyniki przedstawionych symulacji potwierdzają wysoką precyzję estymacji zmienności częstotliwości harmonicznnej podstawowej w analizowanym oknie. Określone przebiegi zmienności częstotliwości, mogą posłużyć do synchronizacji resamplingu sygnału elektroenergetycznego wspomagającego analizę Fouriera. Obrazy przebiegów wyznaczonych opisaną metodą krawędzi, w prosty sposób dają również informację o zmienności częstotliwości harmonicznnej podstawowej (np. liniowe narastanie częstotliwości składowej w analizowanym oknie generuje krawędzie o kształcie paraboli), której kształt i położenie mówi o szybkości zmian częstotliwości składowej oraz o tym, czy są to zmiany powyżej, czy poniżej częstotliwości 50Hz . Stała częstotliwość harmonicznnej podstawowej generuje krawędzie będące prostymi. Dla częstotliwości składowej podstawowej równej dokładnie 50Hz , są to krawędzie równoległe do osi OX . Dla częstotliwości powyżej 50Hz , są to proste o krawędziach stopniowo przybliżających się do osi OX w analizowanym oknie oraz dla częstotliwości poniżej 50Hz generowane są proste o krawędziach stopniowo oddalających się od osi OX . Kąt nachylenia tych prostych względem osi OX , obrazowo pokazuje wartość odchylenia od częstotliwości 50Hz .

Modyfikacja opisanego algorytmu przedstawiona na (Rys. 5.59) może posłużyć do analizy zmienności częstotliwości pozostałych harmonicznnych, intercharmonicznnych i subharmonicznnych sygnału elektroenergetycznego, co zostało przedstawione w pracy na sygnałach rzeczywistych zarejestrowanych urządzeniem Elspec G4430. Wyniki symulacji dla sygnałów rzeczywistych dla różnych zakłóceń przedstawiono na (Rys. 5.85 - Rys. 5.124). Pierwszym przeanalizowanym sygnałem rzeczywistym był zapad napięcia przedstawiony na (Rys. 5.85). Rys. 5.86 przedstawia trójwymiarową postać analizowanego sygnału, przekształconego zgodnie z algorytmem z rysunku (Rys. 5.59). Rys. 5.87 przedstawia dwuwymiarowy obraz, powstały w wyniku omawianego przekształcenia. Rys. 5.88 przedstawia trójwymiarową postać analizowanego sygnału z usuniętą (zgodnie z algorytmem) harmoniczną podstawową. W wyniku eliminacji metodą STFT harmonicznnej podstawowej, ujawniły się pozostałe składowe sygnału, których dwuwymiarowy obraz przedstawia (Rys. 5.89). Na rysunku

tym widoczne są krawędzie generowane przez harmoniczne (zmiennosc ich częstotliwości jest zgodna z zasadami opisanymi powyżej, a dotyczącymi harmonicznej podstawowej) oraz sam zapad napięcia.

Kolejna symulacja przedstawia przepięcie – symulacje dla tego zakłócenia przedstawiają rysunki (Rys. 5.90 - Rys. 5.94). Interesujący jest dwuwymiarowy obraz (Rys. 5.94), powstały w wyniku przekształcenia opisanego algorytmem (Rys. 5.59). Na rysunku tym obszar przepięcia jest szczególnie dobrze widoczny w przebiegach harmonicznym.

Pozostałe symulacje przedstawiały: wahania napięcia (Rys. 5.95 - Rys. 5.99), zanik napięcia (Rys. 5.100 - Rys. 5.104), zapady napięcia (Rys. 5.105 - Rys. 5.109) i (Rys. 5.110 - Rys. 5.114), przepięcie połączone z podwyższeniem częstotliwości sieciowej (Rys. 5.115 - Rys. 5.119) oraz krótkotrwały zapad napięcia połączony z obniżeniem częstotliwości sieciowej (Rys. 5.120 - Rys. 5.124).

6. Podsumowanie

W pracy przedstawiono możliwości praktycznego zastosowania fuzji metod czasowo-częstotliwościowych analizy sygnałów jednowymiarowych z technikami stosowanymi w dziedzinie przetwarzania obrazów 2D. Dzięki połączeniu metod możliwe staje się zatem uwidocznienie niewidocznych lub zniekształconych cech analizowanych sygnałów, poddawanych jedynie transformacją czasowo-częstotliwościowym (przy rozpatrywaniu sygnałów jednowymiarowych). Praca ukazuje zalety stosowania połączeń pomiędzy metodami czasowo-częstotliwościowymi dla sygnałów jednowymiarowych (kilkoma wybranymi z szerokiej grupy metod [132]), a technikami analizy obrazów. W pracy zawarto uproszczone schematy przedstawiające sposób realizacji opisanych połączeń metod (Rys. 5.1, Rys. 5.38, Rys. 5.51, Rys. 5.56, Rys. 5.57 oraz Rys. 5.59), dokonano także implementacji w środowisku programistyczno-obliczeniowym MATLAB celem weryfikacji opisanych cech algorytmów dla szerokiej grupy analizowanych sygnałów. W rozdziale dotyczącym przeprowadzonych badań (Rozdział 5) zamieszczono przykłady praktycznego zastosowania opisanych fuzji metod w intensywnie rozwijających się w ostatnich latach analizach wspierających dziedziny związane z badaniem jakości energii elektrycznej. Prezentowane metody stanowią ciekawą alternatywę do obecnie stosowanych metod, bazujących jedynie na dyskretniej transformacji Fouriera, które to wymuszają liczne kompromisy i założenia upraszczające, powodujące w dobie wzmożonego wzrostu ilości czułych na zakłócenia odbiorników energii elektrycznej, pomijane lub uśredniane zjawiska mające wpływ na nieprawidłową pracę tych urządzeń, bądź prowadzących w skrajnych przypadkach do ich uszkodzeń. Zaprezentowane połączenia metod dają możliwość stosowania nieimplementowanych do tej pory w komercyjnych urządzeniach do badania jakości energii elektrycznej, transformacje z klasy Cohena (np. transformacja Wignera-Ville'a). Jest to możliwe m.in. dzięki połączeniu transformacji Wignera-Ville'a z metodą maskowania binarnego wywodzącą się z technik analizy obrazów, a niwelującej zjawiska interferencji pasożytniczych, które przyczyniają się do pogorszenia zdolności interpretacyjnej transformacji Wignera-Ville'a, a w skrajnych przypadkach uniemożliwiają poprawną analizę wyników analizowanych sygnałów. Stosowanie tak zmodyfikowanej transformacji Wignera-Ville'a daje możliwości wykorzystania jej cennych zalet, m.in. takich jak większa rozdzielczość w dziedzinie czasu i częstotliwości w porównaniu z metodami fourierowskimi. Jest to w szczególności zauważalne podczas analizy silnie zakłóconych przebiegów elektroenergetycznych, ponieważ umożliwia stosowanie krótszych okien analiz, tak więc zjawisko uśrednienia widma w oknie analizy zostaje zmniejszone nawet dwukrotnie w stosunku do transformacji Wignera-Ville'a w wersji oryginalnej. Metoda Wignera-Ville'a umożliwia także (cecha ta występuje również w przedstawionej zmodyfikowanej o analizę obrazów wersji metody) analizę sygnałów, w których częstotliwości składowych zmieniają się w funkcji czasu.

Inną cenną właściwością zaproponowanych rozwiązań jest możliwość maskowania wybranych poziomów energii składowych sygnału, poprzez analizę histogramów obrazów powstałych z transformacji STFT. Na tej podstawie możliwe jest generowanie masek binarnych o różnych typach progów eliminacji, opisanych w rozdziale poświęconemu przekształceniom punktowym obrazów (Rozdział 2.4.2).

W rozdziale (Rozdział 5) wskazano praktyczne zastosowanie opisanych metod w badaniu jakości energii elektrycznej. W pracy zawarto symulacje dla zasymulowanych oraz rzeczywistych sygnałów na przykładzie sygnałów elektroenergetycznych, przy czym analizowanym obiektem mogą być również sygnały biomedyczne, akustyczne, wibracje mechaniczne itp. [10], [19], [35], [57], [105], [119]. Przedstawione metody po odpowiednim doborze parametrów mogą być wykorzystywane wszędzie tam, gdzie występują problemy interpretacyjne wynikające z analiz sygnałów niestacjonarnych, wspomagając w ten sposób prezentację i uwypuklenie ważnych cech

analizowanych sygnałów, w szczególności w automatyce, robotyce, w procesie doskonalenia algorytmów sterowania i komputerowego wspomaganie podejmowania decyzji. Tematyka prezentowanej rozprawy wpisuje się w dyscyplinę automatyki i robotyki, a w szczególności w zakres rozpoznawania obrazów.

Kolejne prace będą skupiały się na doborze parametrów dla zaproponowanych algorytmów dla zastosowań w innych dziedzinach nauki, a także nad poszerzeniem i badaniem szerszej grupy metod czasowo-częstotliwościowych sygnałów jednowymiarowych z technikami analizy obrazów, w tym nad połączeniami o bardziej złożonej architekturze aniżeli połączenia pojedynczych metod.

W ramach grantu Nr N N505 557439 prowadzone są również prace nad implementacją przedstawionych metod dla urządzeń embedded wykorzystywanych do badania jakości energii elektrycznej, takich jak Elspec G4430 i ENA 330 oraz jako interfejs użytkownika w środowisku LabVIEW [117].

7. Literatura

- [1] Abeysekera S.S., Boashash B., *Methods of signal classification using the images produced by the Wigner-Ville distribution*, Pattern Recognition Letters, Vol. 12, Issue 11, pp. 717-729, 1991.
- [2] Abramson N., *Teoria informacji i kodowania*, PWN, Warszawa 1969.
- [3] Andrieux J.C., Feix M.R., Mourgues G., Bertrand P., Izrar B., Nguyen V.T., *Optimum Smoothing of the Wigner-Ville Distribution*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 35, No. 6, pp. 764-769, 1987.
- [4] Białasiewicz J.T., *Falki i aproksymacje*, Wydawnictwo Naukowo-Techniczne, wydanie II, Warszawa, 2004.
- [5] Billewicz K., *Parametry jakościowe energii elektrycznej*, Wiadomości Elektrotechniczne, Nr 2008/11, Wydawnictwo Sigma-Not, 2008.
- [6] Brooks R.A., *A quantitative theory of the Hounsfield unit and its application to dual energy scanning*, Journal of Computer Assisted Tomography, Vol. 1, Issue 4, pp. 487 – 93, 1977.
- [7] Charoy A., *Zakłócenia w urządzeniach elektronicznych*, Tom I, Wydawnictwo Naukowo Techniczne, Warszawa, 1999.
- [8] Choi, H.I., Williams W.J., *Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels*, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 37, Issue 6, pp. 862-871, 1989.
- [9] Cohen I., Raz S., Malah D., *Eliminating interference terms in the Wigner distribution using extended libraries of bases*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 21-24 April 1997, Munich – Germany, Vol. 3, pp. 2133-2136, 1997.
- [10] Cohen L., Pickover C.A., *A Comparison of Joint Time-Frequency Distribution for Speech Signals*, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 5-7 May 1986, San Jose, pp. 42-48, 1986.
- [11] Cristobal G., Gonzalo C., Bescos J., *Advances in Electronics and Electron Physics Series – Image filtering and analysis through the Wigner Distribution*, Academic Press, Orlando – Florida, Vol. 80, pp. 309-397, 1991.
- [12] Dianfa Ping, Peihong Zhao, Bing Deng, *Cross-terms suppression in Wigner-Ville distribution based on image processing*, IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA), 20-23 June 2010, Harbin, pp. 2168-2171, 2010.
- [13] Feng Su, Changwen Qu, You He, *Elimination of cross terms of the discrete Wigner distribution using multiwavelets*, Wavelet analysis and active media technology, Proceedings of the 6th International Progress, Chongqing, China, 29 - 31 July 2005, Vol. 1, pp. 176-181, 2005.
- [14] Flandrin P., *Separability, Positivity and Minimum Uncertainty in Time-Frequency Energy Distributions*, Journal of Mathematical Physics, Vol. 39, No. 8, August 1998, pp. 4017-4040, 1998.
- [15] Flandrin P., *Some Features of the Time-Frequency Representations of Multicomponent Signals*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, March 1984, San Diego, Vol. 3, pp. 266-269, 1984.
- [16] Flisowski Z., *Przebiegi: przyczyny, skutki oraz sposoby ich ograniczania*, Symposium nt. Ciągłości i jakości zasilania, 30 czerwca 2003r., Konstancin-Jeziorna, s. 45-56.
- [17] Głowacki F., Hanzelka Z., Koseda H., Czarnecki B., Wrocławski M., *I Krajowy raport benchmarkingowy nt. jakości dostaw energii elektrycznej do odbiorców przyłączonych do sieci przemysłowych i dystrybucyjnych*, www.ure.gov.pl, 2009r.

- [18] Grant D.M., Harris R.K., *Encyclopedia of Nuclear Magnetic Resonance*, Historical Perspectives, Vol. 1, Hardcover, 1996.
- [19] Grzanka A., Hatzopoulos S., Śliwa L., Muliński W., *Reduction of Cross Terms in Wigner-Ville Distribution of Transiently Evoked Otoacoustic Emission*, Bulletin of the Polish Academy of Sciences – Technical Sciences, Vol. 49, Nr 3, s. 493-503, 2001.
- [20] Hanzelka Z., *Jakość energii elektrycznej*, Międzynarodowa Konferencja Jubileuszowa z okazji 50-lecia EAIE, 7-8 czerwca 2002r., Kraków, s. 65-68.
- [21] Hanzelka Z., *Podstawowe wymagania w zakresie jakości energii elektrycznej oraz sposoby ich spełnienia*, Sympozjum nt. Wpływ jakości zasilania na koszty energii elektrycznej, 15 listopada 2004r., Lubin, s. 4-25.
- [22] Hanzelka Z., *Proces łączenia baterii kondensatorów*, Sympozjum nt. Kompensacja mocy biernej a jakość energii elektrycznej, 10 grudnia 2003r., Olsztyn, s. 37-48.
- [23] Hanzelka Z., *Wahania napięcia*, Sympozjum nt. Ciągłości i jakości zasilania, 25 listopada 2003r., Tarnów, s. 51-61.
- [24] Hanzelka Z., *Wyższe harmoniczne napięć i prądów*, Sympozjum nt. Ciągłości i jakości zasilania, 25 listopada 2003r., Tarnów, s. 98-111.
- [25] Hanzelka Z., *Zapady napięcia i krótkie przerwy w zasilaniu*, E-pismo „Automatyka, Elektryka, Zakłócenia”, Nr 2/2010, Wydawnictwo Infotech, s. 55-70.
- [26] Healy J.J., Rhodes W.T., Sheridan J.T., *Cross terms of the Wigner distribution function and aliasing in numerical simulations of paraxial optical systems*, Optics Letters, Vol. 35, Issue 8, pp. 1142-1144, August 2010.
- [27] Hlawatsch F., *Interference Terms in the Wigner Distribution*, Digital Signal Processing, Vol. 84, pp. 363-367, 1984.
- [28] Hlawatsch F., Urbanke R.L., *Bilinear Time-Frequency Representations of Signals: The Shift-Scale Invariant Class*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 42, No. 2, pp. 357-366, 1994.
- [29] Homigo J., Cristobal G., *High resolution spectral analysis of images using the pseudo-Wigner distribution*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 46, Issue 6, pp. 1757-1763, 1998.
- [30] Hongxing Zou, Xuguang Lu, Qionghai Dai and Yanda Li, *Nonexistence of cross-term free time-frequency distribution with concentration of Wigner-Ville distribution*, Science in China Series F: Information Sciences, Vol. 45, No. 3, pp. 174-180, 2002.
- [31] Hope C.J., Furlong D.J., *Time Frequency Distributions for Timbre Morphing: The Wigner Distribution versus the STFT*, 4th Symposium of Brazilian Computer Music, Brasilia, August 1997 – www.ciaranhope.com
- [32] Ivanovic V.N., Jovanovski S., *An efficient smart system for time-frequency analysis based on the cross-terms-free Wigner distribution signal representation*, 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, 26-28 April 2010, Valletta – Malta, pp. 868-871, 2010.
- [33] Jeong J., Williams W.J., *Kernel Design for Reduced Interference Distributions*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 40, No. 2, pp. 402-412, 1992.
- [34] Jeong J., Williams W.J., *Mechanism of the cross-terms in spectrograms*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 40, Issue 10, pp. 2608-2613, 1992.
- [35] Kadambe S., Adali T., *Application of cross-term deleted Wigner representation (CDWR) for sonar target detection/classification*, Conference Record of the Thirty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 1-4 November 1998, Vol. 1, pp. 822-826, 1998.

- [36] Kadambe S., Boudreaux-Bartels G.F., *A comparison of the existence of 'cross terms' in the Wigner distribution and the squared magnitude of the wavelet transform and the short-time Fourier transform*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 40, Issue 10, pp. 2498-2517, 1992.
- [37] Khan N.A., Jaffri M.N., Shah S.I., *Modified Gabor Wigner Transform for Crisp Time Frequency Representation*, IEEE International Conference on Signal Acquisition and Processing, 3 April 2009, Kuala Lumpur – Malaysia, pp. 119-122, 2009.
- [38] Khan N.A., Taj I.A., Jaffri M.N., Ijaz S., *Cross-term elimination in Wigner distribution based on 2D signal processing techniques*, Signal Processing – Elsevier, Vol. 91, Issue 3, March 2011, pp. 590-599.
- [39] Kosicka M., *Alfred Haar i jego falki*, Przegląd Elektrotechniczny, Nr 5/2003, s. 321-325.
- [40] Kosicka M., *Transformata falkowa a przekształcenie Fouriera*, Przegląd Elektrotechniczny, Nr 7/1998, s. 175-181.
- [41] Kosicka M., *Transformaty i ich twórcy*, Przegląd Elektrotechniczny, Nr 7-8/2003, s. 482-485.
- [42] Kosicka M., *Właściwości transformaty falkowej*, Przegląd Elektrotechniczny, Nr 9/2000, s. 224-229.
- [43] Kurzyński M., *Rozpoznawanie obrazów - metody statystyczne*, Wydawnictwo Politechniki Wrocławskiej, Wrocław, 1997.
- [44] Le T., Glesner M., *An efficient filter bank architecture for the cross-term reduced processing of discrete time-frequency distributions*, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 28-31 May 2000, Geneva, Vol. 1, pp. 519, 2000.
- [45] Leonardo Power Quality Initiative, *Jakość zasilania - poradnik*, numery: 3.1.1, 3.4.1, 4.5.1, 5.1.4, 5.2.3, 5.5.1, 6.5.1.
- [46] Lin C.P., Tseng W.Y.I., Weng J.C., Wedeen V.J., Chen J.H., *Reduced encoding of diffusion spectrum imaging with cross-term correction*, 1st International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 20-22 March 2003, Capri Island, pp. 561-563, 2003.
- [47] Madisetti V.K., *Digital Signal Processing Fundamentals*, Second Edition, CRC Press, 2009.
- [48] Madisetti V.K., *The Digital Signal Processing Handbook*, Second Edition - 3 Volume Set, CRC Press, 2009.
- [49] Malina W., Ablameyko S., Pawlak W., *Podstawy cyfrowego przetwarzania obrazów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2002.
- [50] Marinovic N.M., Eichmann G., *An Expansion of Wigner Distribution and Its Application*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, April 1985, Tampa – Florida, pp. 1021-1024, 1985.
- [51] Marszałkiewicz K., *Jakość energii elektrycznej w sieciach elektroenergetycznych*, Referat naukowo-techniczny, ELMA ENERGIA, www.elma-energia.pl
- [52] Materka A., *Elementy cyfrowego przetwarzania i analizy obrazów*, PWN, Łódź, 1991.
- [53] Mecklenbräuker W., Hlawatsch F., *The Wigner Distribution – Theory and applications in signal processing*, Elsevier, 1997.
- [54] Michalik M. B., *Kronika techniki*, Wydanie I, Wydawnictwo Kronika, Warszawa 1992.
- [55] Mieński R., Pawełek R., Wasiak I., *Jakość energii elektrycznej – parametry, pomiary i ocena*, Zaburzenia w napięciu zasilającym – seminarium, 9 czerwca 2003r., Łódź, s. 33-58.
- [56] Missala T., *Kompatybilność elektromagnetyczna urządzeń energoelektroniki – wymagania dotyczące odporności na zakłócenia elektromagnetyczne*, Przegląd Elektrotechniczny, Nr 7/1997, s. 169-173.

- [57] Moussa Benyoucef, *Image processing for time-frequency speech analysis*, International Journal of Speech Technology – Springer, Vol. 11, No. 1, pp. 43-49, 2009.
- [58] Naniewski N., *Morfologia matematyczna w przetwarzaniu obrazów*, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa, 1998.
- [59] Nickel R.M., Williams W.J., *New signal adaptive approach for the reduction of interference terms in quadratic time-frequency distributions*, SPIE Proceedings, Vol. 3461, pp. 130-140, July 1998.
- [60] Ning Jing, Peng Jiegang, *Repression of the Cross-Term Interference Based on Emd and Cohen's Class Distribution*, IEEE Circuits and Systems International Conference on Testing and Diagnosis, 28-29 April 2009, Chengdu – China, 2009.
- [61] norma IEC 61000: *Electromagnetic compatibility (EMC)*.
- [62] norma IEC-61000-2-1: *Electromagnetic compatibility (EMC). Environment: Description of the environment – Electromagnetic environment for low-frequency conducted disturbances and signaling in public power supply systems*.
- [63] norma IEC-61000-2-2: *Electromagnetic compatibility (EMC). Environment: Compatibility Levels for Low-Frequency Conducted Disturbances and Signaling in Public Low-Voltage Power Supply Systems*.
- [64] norma IEEE 1100: *IEEE Recommended Practice for Powering and Grounding Electronic Equipment*.
- [65] norma IEEE 1159: *IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality*.
- [66] norma PN-EN 50160:2010: *Parametry napięcia zasilającego w publicznych sieciach elektroenergetycznych*.
- [67] norma PN-EN 61000-2-4:2003: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Środowisko – Poziomy kompatybilności dotyczące zaburzeń przewodzonych małej częstotliwości w sieciach zakładów przemysłowych*.
- [68] norma PN-EN 61000-3-2:2010: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Dopuszczalne poziomy – Dopuszczalne poziomy emisji harmonicznego prądu (fazowy prąd zasilający odbiornika $\leq 16A$)*.
- [69] norma PN-EN 61000-3-3:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Dopuszczalne poziomy – Ograniczenia wahań napięcia i migotania światła powodowanych przez odbiorniki o prądzie znamionowym $\leq 16A$ w sieciach zasilających niskiego napięcia*.
- [70] norma PN-EN 61000-4-4:2010: *Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na serie szybkich elektrycznych stanów przejściowych*.
- [71] norma PN-EN 61000-4-5:2010: *Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na udary*.
- [72] norma PN-EN 61000-4-7:2007/A1:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów – Ogólny przewodnik dotyczące pomiarów harmonicznego i interharmonicznego oraz stosowanych do tego celu przyrządów pomiarowych dla sieci zasilających i przyłączonych do nich urządzeń*.
- [73] norma PN-EN 61000-4-11:2007: *Kompatybilność elektromagnetyczna. Metody badań i pomiarów. Badania odporności na zapady napięcia, krótkie przerwy i zmiany napięcia*.
- [74] norma PN-EN 61000-4-12:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów – Badanie odporności na tłumione przebiegi sinusoidalne*.
- [75] norma PN-EN 61000-4-13:2010: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Badania odporności na harmoniczne i interharmoniczne małej częstotliwości w przyłączy prądu przemiennego łącznie z sygnałami przesyłanymi w sieciach zasilających*.
- [76] norma PN-EN 61000-4-14:2010: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na wahania napięcia*.

- [77] norma PN-EN 61000-4-15:2005: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Miernik migotania światła. Specyfikacja funkcjonalna i projektowa.*
- [78] norma PN-EN 61000-4-16:2006: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na asymetryczne zaburzenia przewodzone w zakresie częstotliwości od 0Hz do 150kHz.*
- [79] norma PN-EN 61000-4-27:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na asymetrię napięcia dla urządzeń o fazowym prądzie wejściowym do 16A.*
- [80] norma PN-EN 61000-4-28:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Badanie odporności na zmiany częstotliwości sieci zasilającej dla urządzeń o fazowym prądzie wejściowym do 16A.*
- [81] norma PN-EN 61000-4-30:2009: *Kompatybilność elektromagnetyczna – Metody badań i pomiarów. Metody pomiaru jakości energii.*
- [82] Özdemir A.K., Arikan O., *A high resolution time frequency representation with significantly reduced cross-terms*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 5-9 Juny 2000, Istambul, Vol. 2, pp. 693-696, 2000.
- [83] Pachori R.B., Sircar P., *A new technique to reduce cross terms in the Wigner distribution*, Digital Signal Processing – Elsevier, vol. 17, Issue 2, March 2007, pp. 466-474, 2007.
- [84] Pavlidis T., *Grafika i przetwarzanie obrazów*, WNT, Warszawa, 1987.
- [85] Poularikas A.D., *The handbook formulas and tables for signal processing*, CRC Press, Boca Raton, 1999.
- [86] Poularikas A.D., *The transforms and applications handbook – second edition*, CRC Press, Boca Raton, 2000.
- [87] Redondo R., Fischer S., Šroubek F., Cristòbal G., *A 2D Wigner Distribution-based multisize windows technique for image fusion*, Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol. 19, Issue 1, pp. 12-19, 2008.
- [88] Roberts L.G., *Machine perception of three-demensional solids*, Optical and electro-optical information processing, MIT Press, Cambridge, pp. 159-197, 1963.
- [89] Rohde G.K., Aldroubi A., Healy D.M, *Interpolation Artifacts in Sub-Pixel Image Registration*, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 18, Issue 2, pp. 333-345, 2009.
- [90] Rosa Ma de Castro Fernández, Horacio Nelson Diaz, *An overview of wavelet transforms application in power systems*, 14th Power System Computation Conference, 24-28 June 2002, Sevilla, Session 01, Paper 6, Page 1.
- [91] Rozporządzenie Ministra Gospodarki z dnia 4 maja 2007r. w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego. (Dz. U. Nr 93 poz. 623 z dnia 29 maja 2007r.)
- [92] Rozporządzenie Ministra Gospodarki z dnia 18 lutego 2008r. zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego. (Dz. U. Nr 30, poz. 178 z dnia 25 lutego 2008r.)
- [93] Rozporządzenie Ministra Gospodarki z dnia 9 września 2008r. zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych warunków funkcjonowania systemu elektroenergetycznego. (Dz. U. Nr 162, poz. 1005 z dnia 9 września 2008r.)
- [94] Rozporządzenie Ministra Gospodarki z dnia 18 grudnia 2009r. zmieniające rozporządzenie w sprawie szczegółowych zasad kształtowania i kalkulacji taryf oraz rozliczeń w obrocie energią elektryczną. (Dz. U. Nr 216, poz. 1677 z dnia 21 grudnia 2009r.)
- [95] Rozprawa doktorska – Zygarlicki Jarosław, pt.: *Analiza i kompresja danych pomiarowych sygnału z sieci elektroenergetycznej dla potrzeb badania jakości energii*, Politechnika Opolska 2007r.

- [96] Shannon C.E.: *A Mathematical Theory of Communication*. Bell System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379-423 and 623-656, 1948.
- [97] Shie Qian, Dapang Chen: *Joint Time-Frequency Analysis – Methods and Applications*. Prentice Hall PTR, New Jersey, 1996.
- [98] Stankovic S., Stankovic L., Uskokovic Z., *On the local frequency, group shift, and cross-terms in some multidimensional time-frequency distributions: a method for multidimensional time-frequency analysis*, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 43, Issue 7, pp.1719-1725, 1995.
- [99] Stranneby Dag.: *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów*. Wydawnictwo BTC, Warszawa 2004.
- [100] Sun M., Li C.C, Sekhar L.N., Sclabassi R.J., *Elimination of cross-components of the discrete pseudo Wigner distribution via image processing*, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing – ICASSP-89, 23-26 May 1989, Glasgow, Vol. 4, pp. 2230-2233, 1989.
- [101] Szabatin J., *Podstawy teorii sygnałów*, Wydawnictwo Komunikacji i Łączności, wydanie IV, Warszawa 2003.
- [102] Szabatin J., *Przetwarzanie sygnałów*, Elektroniczna wersja książki, 2003.
- [103] Szczurek G., *Zastosowanie metod morfologii matematycznej do detekcji i dekompozycji obrazów*, Telekomunikacja i Techniki Informacyjne, 1-2 2003, Instytut Łączności – Państwowy Instytut Badawczy, Warszawa 2003, s. 67 – 90.
- [104] Tadeusiewicz R., Korohoda P.: *Komputerowa analiza i przetwarzanie obrazów*, Wydawnictwo Fundacji Postępu Telekomunikacji, Kraków 1997.
- [105] Tagluk M.E., English M.J., *Time-frequency analysis of ECG signals using an image processing technique*, Journal of Medicine Engineering and Technology, Vol. 23, No. 5, 1999, pp. 190-195.
- [106] Tucker S.G., *Microprogram control for SYSTEM/360*, IBM Systems Journal, Vol. 6, No. 4, pp. 222–241, 1967.
- [107] *U.S. Launches Camera Weather Satellite*, The Fresno Bee (AP and UPI), pp. 1a, 4a, April 1, 1960.
- [108] Ustawa – Prawo Energetyczne z dnia 10 kwietnia 1997r., (Dz. U. 1997r. Nr 54, poz. 348)
- [109] Ustawa o zmianie ustawy – Prawo energetyczne oraz o zmianie niektórych innych ustaw z dnia 8 stycznia 2010r., (Dz. U. Nr 21, poz. 104 z dnia 8 luty 2010r.)
- [110] Viero T., Öistamö K., Neuvo Y., *Three-dimensional median-related filters for color image sequence filtering*, IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 4, No. 2, April 1994, pp. 129–142.
- [111] Ville J., *Théorie et application de la notion de signal analytique*, Câbles&Transmissions, 2ème A., No. 1, pp. 61-74, 1948.
- [112] Vitkevich V.V., Kuzmin A.D., Sorochenko R.L, Udaltsov V.A., *Results of Radio Astronomical Observations Obtained With Soviet Space Rockets*, Iskusstvennyye Sputniki Zemli, No. 7, pp. 23-31, 1961.
- [113] Wachsmuth E.D., Becker M., Grieve A.P., Maurer-Schultze B., *Fully automated and fast image analysis of autoradiographs with a TAS-Leitz. Determination of size, Feulgen fluorescence and grain counts of individual nuclei and their evaluation by a simplified cluster analysis*, Histochemistry 81(3), pp. 227-236, 1984.
- [114] Watkins C., Sadum A., Marenka S., *Nowoczesne metody przetwarzania obrazu*, WNT, Warszawa, 1995.
- [115] Watson A.B., Yang G., Salomon J.A., Villasenor J., *Visibility of wavelet quantization noise*, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, No. 8, August 1997, pp. 1164-1175.

- [116] Wigner E.P., *On the quantum correction for thermodynamic equilibrium*, Physical Review, vol. 40, pp. 749-759, 1932.
- [117] Wigner-Ville Distribution – LabVIEW 2010 Advanced Signal Processing Toolkit Help, Edition June 2010 – www.ni.com
- [118] Williams W.J., *Cross Hilbert time-frequency distributions*, SPIE Proceedings, Vol. 3461, pp. 120-129, July 1998.
- [119] Williams W.J., *Reduced interference distributions: biological applications and interpretations*, Proceedings of the IEEE, Vol. 84, Issue 9, pp. 1264-1280, 1996.
- [120] Williams W.J., Jeong J., *Chapter 3: Reduced Interference Time-Frequency Distributions*, Time-Frequency Signal Analysis Methods and Applications, ed. Boualem Boashash, Longman Cheshire, Wiley Halsted Press, pp. 75-97, 1992.
- [121] Williams W.J., Jeong J., Driscoll M., Krishnamachari S., *Applications and Interpretations of Reduced Interference Time-Frequency Distributions*, 24th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 5-7 November 1990, pp. 1049, 1990.
- [122] Wojnar L., Kurzydłowski K. J., Szala J., *Praktyka analizy obrazu*, Wydawnictwo Fotobit – Design, Kraków, 2003.
- [123] Wojnar L., Majorek M., *Komputerowa analiza obrazu*, Wydawnictwo Fotobit – Design, Kraków, 1994.
- [124] Wold H., *Study in the analysis of the stationary time series*, Almqvist and Wiksell, Edition II, 1954.
- [125] Woźnicki J., *Podstawowe techniki przetwarzania obrazów*, WKiŁ, Warszawa, 1996.
- [126] Wróbel Z., Koprowski R., *Praktyka przetwarzania obrazów w programie Matlab*, Problemy Współczesnej Techniki – Teoria i Zastosowania, Informatyka, Akademicka Oficyna Wydawnicza EXIT, Warszawa, 2004.
- [127] Zabrocki J., *Grafika komputerowa – metody i narzędzia*, WNT, Warszawa, 1994.
- [128] Zheng J., Valavanis K.P., Gauch J.M., *Noise removal from color images*, Journal of Intelligent and Robotics Systems, Vol. 7, June 1993, pp. 257-285.
- [129] Zieliński K. W., Strzelecki M., *Komputerowa analiza obrazu biomedycznego – wstęp do morfometrii i patologii ilościowej*, PWN, Warszawa-Łódź, 2002.
- [130] Zieliński T. P., *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów – od teorii do zastosowań*, Wydawnictwo Komunikacji i Łączności, Warszawa, 2005.
- [131] Zieliński T., *Od teorii do cyfrowego przetwarzania sygnałów*, Wydział EAIiE AGH, Kraków, 2002.
- [132] Zieliński T., *Reprezentacje sygnałów niestacjonarnych typu czas-częstotliwość i czas-skala*, Rozprawy monograficzne 10, Wydawnictwo AGH, Kraków, 1994.
- [133] Zygarlicki J., Mroczka J., *Visualization of the power waveforms frequency fluctuations with the use of the constant length time window*, International Conference on Renewable Energies and Power Quality, 13-15 April 2011, Las Palmas, 2011.
- [134] www.cyberfoto.pl – Forum fotografii cyfrowej – data pobrania: 6 grudnia 2010r.
- [135] www.enormy.pl – Polskie Normy
- [136] www.microsoft.com – Microsoft Sp. Z o. o. – data pobrania: 6 maja 2010r.

Publikacje własne lub współautorskie autora

- [137] Zygarlicka M.: *Komputerowe wspomaganie przy tworzeniu 3D obiektów anatomicznych*, I Środowiskowe Warsztaty Doktorantów Politechniki Opolskiej, Jarnołtówek, 14-16 maja 2007r., Zeszyt Elektryka, z. 59, Nr 322/2007, ss. 51-52.
- [138] Zygarlicka M., Zygarlicki J., Mroczka J.: *Prony's method in power quality analysis*, Proceedings of the 9th International Scientific Conference Electric Power Engineering 2008, Brno – Czech Republic, 13-15 maja 2008r., ss. 115-119.
- [139] Zygarlicka M.: *Wybrane problemy analiz czasowo-częstotliwościowych*, II Środowiskowe Warsztaty Doktorantów Politechniki Opolskiej, Jarnołtówek, 19-21 maja 2008r., Zeszyt Elektryka, z. 61, Nr 326/2008, ss. 87-88.
- [140] Zygarlicka M., Mroczka J.: *Reduction of the cross-terms of the Wigner-Vill'e distribution by image processing*, X International PhD Workshop OWD 2008, Wisła, 18-21.X.2008r., Vol. 25, 2008.
- [141] Zygarlicka M.: *Binary quantization of 2D images obtained from Short-Time Fourier Transform and Wigner-Vill'e distribution methods used in power quality investigation*, III Środowiskowe Warsztaty Doktorantów Politechniki Opolskiej, Głuchołazy, 24-26.VI.2009r., Zeszyty Naukowe Politechniki Opolskiej, Nr 329/2009.
- [142] Zygarlicki J., Zygarlicka M., Mroczka J.: *Prony's method in power quality analysis*, Energy Spectrum - Issue 2, Vol. 4, 2009.
- [143] Zygarlicki J., Zygarlicka M., Mroczka J., Latawiec K.: *A reduced Prony's method in power-quality analysis – parameters selection*, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 25, No. 2, April 2010, pp. 979-986.
- [144] Zygarlicka M.: *A reduced Prony's method in power quality analysis – harmonics estimation*, IV Środowiskowe Warsztaty Doktorantów Politechniki Opolskiej 2010r.
- [145] Górecki K., Szmajda M., Zygarlicki J., Zygarlicka M., Mroczka J.: *Zaawansowane metody analiz w pomiarach jakości energii elektrycznej*, Pomiar Automatyka Kontrola, Nr 03/2011, s. 284-286, 2011.
- [146] Zygarlicki J., Zygarlicka M.: *Zastosowanie pakietów obliczeniowych Octave w połączeniu z językiem C na platformie embedded – moduł BEAGLE BOARD*, Zeszyty Naukowe Politechniki Opolskiej, Zeszyt Informatyka – artykuł po recenzji.
- [147] Zygarlicka M.: *Imaging changes in electrical signals - comparison of methods using wavelets with time windows and edge detection*, WOFEX 2011 - Ph.D. Workshop of Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ostrava, 8-9.IX.2011r. – artykuł w recenzji.

Inne osiągnięcia

1. indywidualne stypendium, wypłacane ze środków Subsydium Profesorskiego w ramach programu Mistrz – sierpień 2008r. ÷ sierpień 2009r., Fundacja na Rzecz Nauki Polskiej
2. stypendium w ramach konkursu „Stypendia dla słuchaczy technicznych studiów doktoranckich w Politechnice Opolskiej” – październik ÷ grudzień 2009r., EFS
3. stypendium w ramach konkursu „Stypendia dla wyróżniających się doktorantów Politechniki Opolskiej” – styczeń ÷ wrzesień 2010r., EFS
4. obecność w Komitecie Organizacyjnym III i IV Środowiskowych Warsztatów Doktorantów Politechniki Opolskiej