

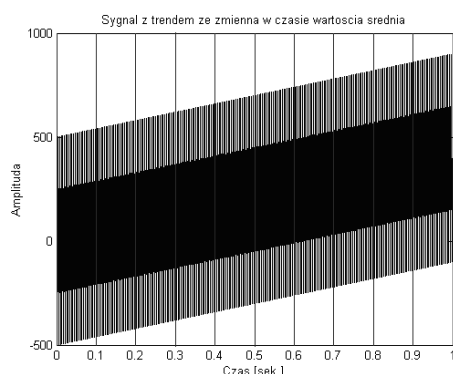
Krzysztof MARKIEWICZ

METODY ANALIZY OBRAZÓW W ZASTOSOWANIACH DIAGNOSTYCZNYCH

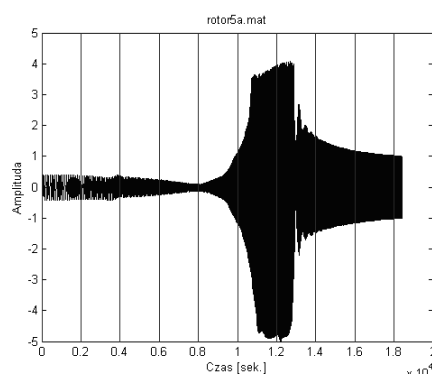
Streszczenie: Celem tego artykułu jest przedstawienie szeregu prostych metod analizy obrazów oraz ich ocena. Opisane metody zostały przetestowane na obrazach przedstawiających cechy sygnału otrzymanego na podstawie modelu matematycznego oraz cechy sygnału wygenerowanego na stanowisku laboratoryjnym w warunkach rzeczywistych.

1. WSTĘP

Ocena stanu technicznego obiektu jest bardzo złożonym procesem, jednak prawidłowa ocena wyników takiej obserwacji pozwala na stwierdzenie czy dany obiekt funkcjonuje prawidłowo oraz pozwala ocenić jego zużycie czy też rodzaj ewentualnie występującej niesprawności. Podstawą współczesnych systemów diagnozowania jest poprawna analiza sygnałów drganiowych generowanych przez diagnozowane obiekty, co z kolei wiąże się z wyborem metody służącej do analizy oraz równie ważną interpretacją otrzymanych wyników. Należy w tym miejscu podkreślić, iż jest to problem trudny, ponieważ rzeczywiste obiekty techniczne działają najczęściej w warunkach nieustalonych.



Rys. 2.1 Sygnał z trendem



Rys. 2.2 Sygnał rotor5a

2. KODOWANIE CECH SYGNAŁÓW

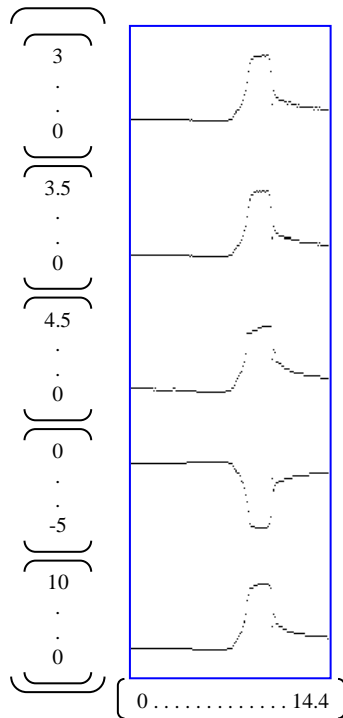
Na podstawie powyższych sygnałów (rys. 2.1 i 2.2) wyznaczono pięć cech statystycznych dla każdego z nich jako przebiegi czasowe tj. [4]:

- wartość średnia
- wartość skuteczna
- wartość skuteczna dodatnia
- wartość skuteczna minimalna
- wartość międzyszczytowa

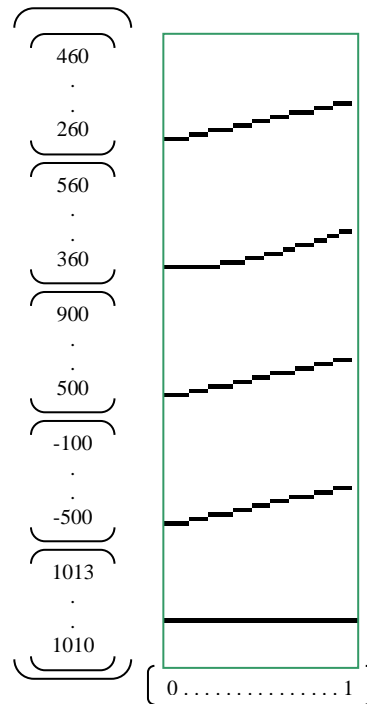
Zapisanie w formie obrazu otrzymanych cech statystycznych zostało zrealizowane w następujących etapach [4]:

- Kwantowanie cech sygnału
- Zapisanie w macierzy cech sygnału
- Zapisanie macierzy w formie obrazu

Poniżej pokazano cechy statystyczne sygnałów zapisanych w formie obrazu.



Rys. 3.1 Cechy sygnału rotor5a zapisane w formie obrazu



Rys. 3.2 Cechy sygnału z trendem zapisane w formie obrazu

3. WYKRYWANIE ZMIAN ZACHODZĄCYCH NA OBRAZACH

Dla potrzeb przeprowadzanych testów poszczególnych algorytmów założono w trakcie ich opracowywania, że powinny one wykrywać miejsca zmian jakie nastąpiły w kierunku osi pionowej [4], [6], [7]. Za wyjątkiem algorytmu *filter2* i *conv2* pozostałe algorytmy opisane poniżej zostały opracowane przez autora na podstawie wcześniej przeprowadzonych badań literaturowych.

4. METODY ANALIZY OBRAZÓW

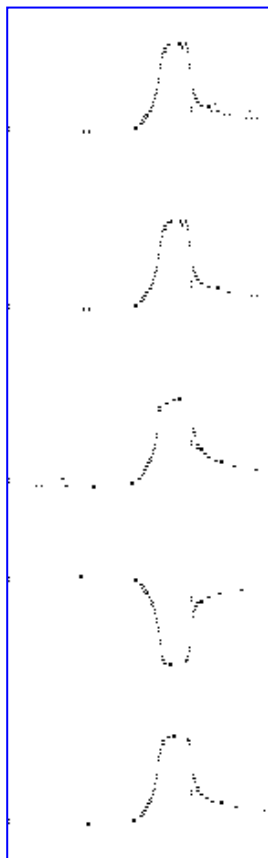
Obrazy pokazane na rysunkach 3.1 i 3.2 zastosowano podczas testowania omawianych algorytmów [4], [6], [7]. Obraz przedstawiony na rys. 3.2 otrzymany na podstawie sygnału wygenerowanego w oparciu o model matematyczny posłużył jako obraz porównawczy otrzymywanych wyników.

4.1 Filtracja liniowa *filter2*

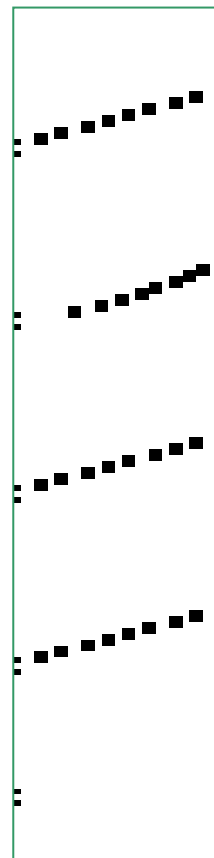
Algorytmy *filter2* realizują zadanie filtracji liniowej i zostały przejęte z Image Processing Toolbox pakietu Matlab. Do ich testowania zastosowano dwie maski Sobela *h4* i *h8*, które wykorzystane zostały również w innych omawianych poniżej algorytmach. Zastosowane maski w drugiej kolumnie wypełnione są zerami, co wskazuje na to jakie zmiany będą wykrywane.

$$h4 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad h8 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \qquad (5.1.1)$$

Wyniki otrzymane przy zastosowaniu funkcji *filter2* z maską *h4* dla obrazów pokazanych na rysunkach 2.1 i 2.2

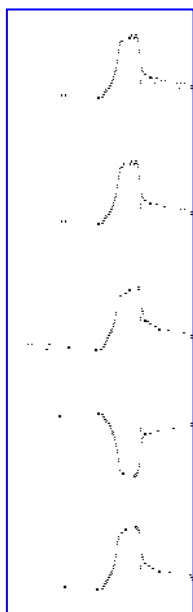


Rys. 5.1.1 Obraz otrzymany po filtracji maską *h4*

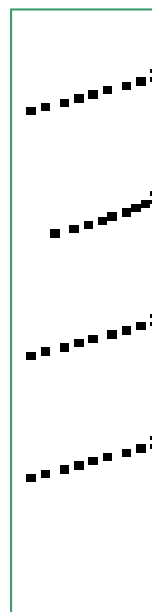


Rys. 5.1.2 Obraz otrzymany po filtracji maską *h4*

Funkcja *filter2* zastosowana z maską *h8* dla obrazów pokazanych na rysunkach 2.1 i 2.2:



Rys. 4.1.3 Obraz otrzymany po filtracji maską $h8$



Rys. 4.1.4 Obraz otrzymany po filtracji maską $h8$

Otrzymane wyniki spełniają założenia dotyczące rodzaju wykrywanych zmian. Różnice pomiędzy zastosowanymi maskami polegają na tym, że dla maski $h4$ wystąpiły niewielkie zakłócenia z lewej strony obrazu natomiast dla maski $h8$ z prawej strony. Ponadto w obydwu przypadkach obraz był wyostrozony.

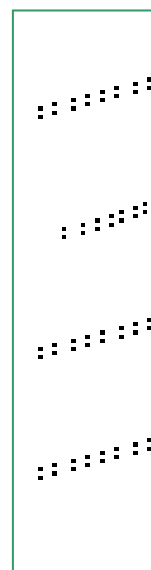
4.2 Metoda oparta na metodzie filtracji liniowej

W oparciu o metodę filtracji liniowej opracowano algorytm *filinia*, którego działanie polega na iteracyjnym mnożeniu kolejnych pikseli obrazu przetwarzanego przez zadaną maskę o wymiarze 3×3 jeżeli spełniony jest warunek $f(i,j)=1$.

Otrzymane wyniki przy zastosowaniu algorytmu *filinia* z wykorzystaniem maski $h4$:



Rys. 5.2.1 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *filinia* z maską $h4$



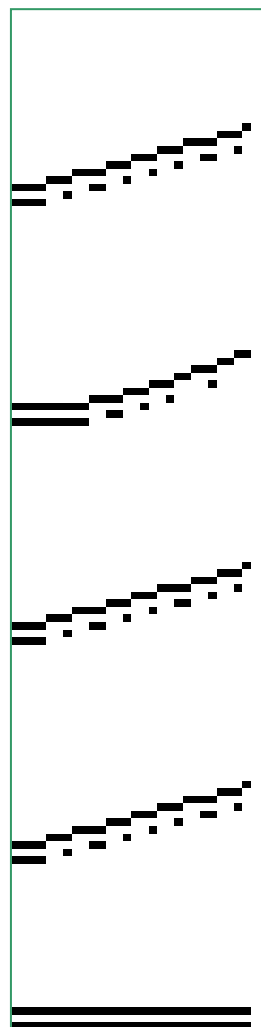
Rys. 5.2.2 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *filinia* z maską $h4$

Na podstawie otrzymanych obrazów widać, że algorytm *filinia* wykrywa założone zmiany jednak z prawej strony obrazu występują niewielkie zakłócenia. Ponadto zmiany zostały wyostrzone przez nieznaczne przesunięcie „ich kopii”

Kolejny przykład pokazuje zastosowanie algorytm *filinia* z maską *h8*. Poniższe rysunki pokazują otrzymane wyniki.



Rys. 5.2.3 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *filinia* z maską *h8*

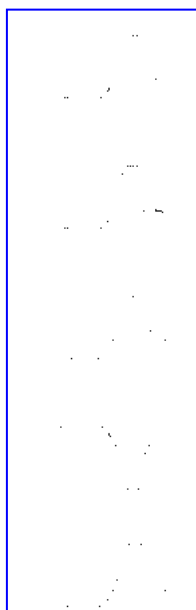


Rys. 5.2.4 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *filinia* z maską *h8*

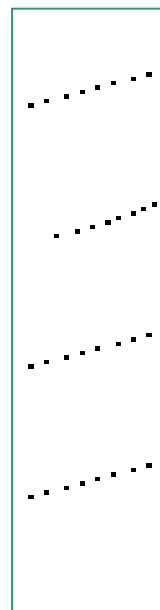
W przypadku zastosowania maski *h8* dla algorytmu *filinia* otrzymane wyniki nie są zadowalające. Obrazy przedstawiają jedynie te same obiekty, które występowały na obrazach wejściowych oraz niedokładną kopię tych obiektów.

Na podobnej zasadzie jak algorytm *filinia* działa algorytm *linia*, jednak w tym przypadku sprawdzany jest warunek $f(i+1,j+1)=1$ a następnie iteracyjnie mnożony przez kolejne fragmenty obrazu o wymiarach 3×3 . Wyniki każdej iteracji zapisywane są w macierzy wynikowej obrazu wynikowego.

Wyniki zastosowania algorytmu *linia* z maską $h4$:



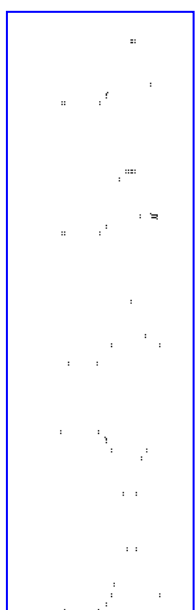
Rys. 5.2.5 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *linia* z maską $h4$



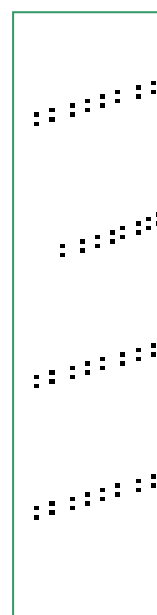
Rys. 5.2.6 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *linia* z maską $h4$

Przedstawione na powyższych obrazach wyniki działania algorytmu *linia* z zastosowaniem maski $h4$ są najlepszymi z dotychczas otrzymanych wyników. Otrzymane zmiany wykryte zostały zgodnie z założonymi oczekiwaniami. Zarówno w przypadku obrazu przedstawiającego cechy sygnału wygenerowanego na podstawie modelu matematycznego jak również sygnału otrzymanego na stanowisku laboratoryjnym obrazy nie zawierają zbędnych informacji i zakłóceń.

Poniżej przedstawiono wynik działania algorytmu *linia* z zastosowaniem maski $h8$.



Rys. 5.2.7 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *linia* z maską $h8$



Rys. 5.2.8 Obraz otrzymany po zastosowaniu algorytmu *linia* z maską $h8$

Otrzymane powyżej wyniki są bardzo podobne do wyników otrzymanych przy zastosowaniu maski $h4$. Dodatkowo uwidocznione zostały zakłócenia obrazu w postaci „kopii zmian” nieznacznie przesuniętej w kierunku osi pionowej.

4.3 Metody oparte na metodzie gradientowej

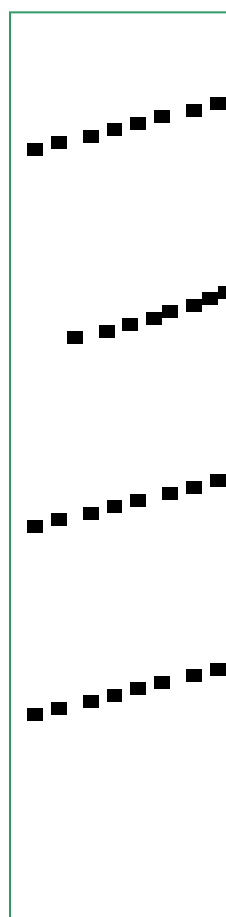
Kolejne algorytmy *gradienty* i *gradientyl* opracowane zostały na podstawie metody gradientowej, która polega na iteracyjnym mnożeniu składowej pionowej gradientu S_y przez kolejny element obrazu przetwarzanego. Różnica pomiędzy algorytmami wynika z tego iż w pierwszym przypadku otrzymaną składową S_y mnoży się przez fragment obrazu o wymiarach 3×3 w drugim zaś rozpatrywany jest tylko jeden element obrazu. W wyniku zastosowania tych algorytmów otrzymuje się dwa obrazy – pierwszym jest obraz pośredni, któremu odpowiada otrzymana macierz gradientów, drugim zaś jest obraz wynikowy.

W wyniku zastosowania algorytmu *gradienty* oraz *gradientyl* otrzymana macierz gradientów zapisana w postaci obrazu jest dokładnie taka sama.

Jak widać na poniższych rysunkach otrzymane obrazy przypominają wynik działania algorytmu *filter2* z maskami $h4$ i $h8$. Algorytmy poprawnie realizują założone zadanie wykrywania zmian cech sygnałów, w tym przypadku korzystnym jest brak występowania zbędnych zakłóceń.



Rys. 5.3.1 Obraz pośredni otrzymany po zastosowaniu algorytmu *gradienty*

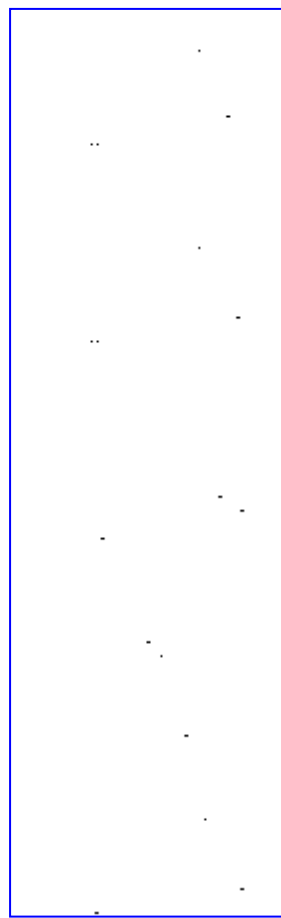


Rys. 5.3.2 Obraz pośredni otrzymany po zastosowaniu algorytmu *gradientyl*

Poniżej pokazano dwa rysunki otrzymane po zastosowaniu algorytmu odpowiednio *gradienty* i *gradienty1*, są to obrazy wynikowe. Wynik działania wskazuje na słabą skuteczność, wiele zmian nie zostało wykrytych. Jedynie w przypadku algorytmu *gradienty* widać pewne tendencje wskazujące na prawidłowość realizacji założonych zadań, natomiast.



Rys. 5.3.3 Obraz wynikowy otrzymany po zastosowaniu algorytmu *gradienty*



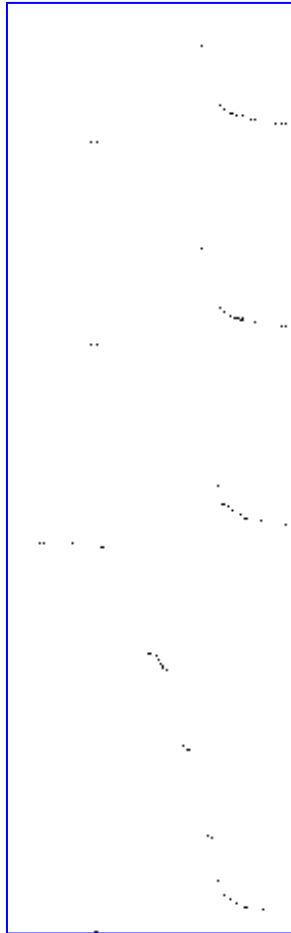
Rys. 5.3.4 Obraz wynikowy otrzymany po zastosowaniu algorytmu *gradienty1*

Dla obrazów testowych w przypadku obydwu algorytmów otrzymano obraz, na którym nie wykryto żadnych zmian, obrazy nie zawierały również obiektów z obrazu przetwarzanego – były puste.

5. METODA SPECJALNEGO GRADIENTU

Kolejne z testowanych algorytmów to *gradients* i *gradients1*, ich zasada działania jest analogiczna jak w przypadku algorytmów *gradienty* i *gradienty1*, w tym przypadku wylicza się tzw. Specjalny gradient. W praktyce oznacza to zastosowanie innego wzoru stosowanego do iteracyjnego mnożenia elementów obrazu przetwarzanego.

Otrzymana macierz gradientów po zastosowaniu algorytmu *gradients* jest bardzo podobna do obrazu przetwarzanego – różni się tylko tym, że obraz jest bardziej wyostrzony. Natomiast obraz wynikowy jest podobny do tego jaki otrzymano w przypadku algorytmu *gradienty*, wiele zmian nie zostało wykrytych.



Rys. 5.4.1 Obraz wynikowy otrzymany po zastosowaniu algorytmu *gradients*

W przypadku zastosowania tego algorytmu dla obrazu przetwarzanego – testowego podobnie jak poprzednio nie wykryto zmian i obraz był pusty.

Algorytm *gradients1* nie wykrywał żadnych zmian zarówno dla obrazu przetwarzanego testowego jak i rzeczywistego. Obrazy wynikowe nie różniły się od obrazów przetwarzanych.

5.1 Metoda oparta na wyliczaniu laplasjanu

Ostatnim z testowanych algorytmów był algorytm *laplasjan*, którego działanie oparte jest na wyliczeniu laplasjanu w kolejnej iteracji i mnożeniu go przez odpowiedni element obrazu przetwarzanego. Wynikiem jego działania jest obraz, którego macierzą jest macierz laplasjanów oraz macierz wynikowa otrzymana z mnożenia uzyskanych laplasjanów w każdej z iteracji.

Otrzymane obrazy wynikowe nie różnią się zbytnio od obrazów przetwarzanych. Miejsca gdzie wystąpiła zmiana w kierunku osi pionowej nie są pokazywane, jest to więc działanie odwrotne do zamierzonego. Macierz laplasjanów otrzymana w wyniku zastosowania algorytmu *laplasjan* pokazuje jedynie, że w efekcie dokonano przesunięcia – „kopii” elementów obrazu przetwarzanego.

6. ZAPIS ZMIAN

Zmiany zdefiniowane po zastosowaniu algorytmów zapisywane są w macierzach, których wartości różne od 0 wskazują na chwilę czasu i cechę, której ta zmiana dotyczy. Macierze te mogą być głównie interpretowane jako obrazy w sposób wizualny [4]. Tego rodzaju dane nie nadają się jeszcze jako dane wejściowe systemu wnioskowania.

Poniżej pokazano macierz, której wiersze podają wartości zmian zidentyfikowanych za pomocą algorytmu *zmiany* opracowanego przez autora pracy.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

7. WNIOSKI

Większość z testowanych algorytmów przedstawionych powyżej spełniają założenia dotyczące identyfikacji zmian cech sygnałów diagnostycznych zapisanych w formie obrazów. Najlepsze wyniki otrzymano stosując algorytm *linia* opracowany na podstawie filtracji liniowej. Otrzymane obrazy prawidłowo prezentują zmiany zarówno dla cech sygnału wygenerowanego na podstawie modelu matematycznego jak również sygnału wygenerowanego na stanowisku laboratoryjnym.

8. LITERATURA

- [1] CHOLEWA W., MOCZULSKI W.: Diagnostyka techniczna maszyn. Skrypt Politechniki Śląskiej nr 1758, Gliwice 1993.
- [2] Image Processing Toolbox: User's Guide. Version 2. For Use with Matlab. MathWorks 1993 – 2000.
- [3] MARKIEWICZ K.: Analiza zastosowania tradycyjnych metod analizy obrazów w interpretacji cech sygnałów diagnostycznych. Praca przejściowa II, KPKM Pol. Śl., Gliwice 2002.
- [4] MARKIEWICZ K.: Zastosowanie tradycyjnych metod analizy obrazów w identyfikacji zmian cech sygnałów diagnostycznych. Praca dyplomowa magisterska, KPKM Pol. Śl., Gliwice 2002.

- [5] MARKIEWICZ K., TIMOFIEJCZUK A.: Application of simple methods of image analysis in identification of changes of diagnostic signals. Materiały konferencyjne AI-METH 2002 – Artificial Intelligence Methods.
- [6] TADEUSIEWICZ R., FLASIŃSKI M.: Rozpoznawanie obrazów. PWN Warszawa 1991.
- [7] TADEUSIEWICZ R.: Systemy wizyjne robotów przemysłowych. WNT Warszawa 1992.
- [8] TIMOFIEJCZUK A.: Metoda badania maszyn wirnikowych w warunkach rozruchu, rozbiegu i wybiegu. Zeszyty Naukowe Politechniki Śląskiej. Z. 133, Gliwice 1999.
- [9] TIMOFIEJCZUK A.: Identyfikacja ruchu obiektu na podstawie szeregu jego obrazów. Praca dyplomowa magisterska, KPKM Pol. Śl., Gliwice 1995.
- [10] WRÓBEL Z., KOPROWSKI R.: Przetwarzanie obrazu w programie Matlab. Wydawnictwo Uniwersytetu Śląskiego, Katowice 2001.

METHODS OF IMAGE ANALYSIS IN DIAGNOSTIC APPLICATION

Abstract: Signals recorded during operation of machinery in varying conditions are difficult ones both to analyse and interpret [5]. Apart from that, result of this signal analysis are often complex. The main goal of their interpretation is to identify changes of the signal features. It is often difficult and requires experience and deep diagnostic knowledge. Nowadays, the result of signal analysis are interpreted in visual way. The paper deals with an application of methods of an image analysis to interpretation of results of diagnostic signal estimation. Our goal is to propose such a method that not only lets us to make this task easier but also enables us to automatise the process of interpretation of results of the signal analysis.

Recenzent: dr inż. Andrzej SZAFRANIEC