tts

TECHNIKA TRANSPORTU SZYNOWEGO

Janusz KOWALSKI, Jakub PĘKSIŃSKI, Grzegorz MIKOŁAJCZAK

ADAPTACYJNY ALGORYTM FILTRACJI NIELINIOWEJ BAZUJĄCY NA ANALIZIE LOKALNYCH ZMIANACH WARIANCJI PRZETWARZANEGO SYGNAŁU

Streszczenie

W pracy przedstawiono algorytm adaptacyjnego przetwarzania obrazów, wykorzystujący, centralnie ważony filtr medianowy (CWFM) oraz informację o lokalnej zmianie wariancji w stosunku do wartości wariancji zakłócenia. Metoda ta opiera się na tym , że w obszarze „płaskim" należy stosować mniejsze zwielokrotnienie (wagę) próbki centralnej do wyznaczania wartości sygnału wyjściowego, w przypadku większego zakłócenia. Natomiast w przypadku natrafienia na krawędź, stosunek ten nie zależy w dużym stopniu od poziomu zakłócenia, więc należy stosować większą wagę próbki centralnej.

WSTĘP

Wśród wielu nieliniowych technik wygładzania sygnałów, powszechnie stosuje się filtrację medianową. Filtry medianowe stały się tematem wielu prac, od chwili, gdy zostały po raz pierwszy zastosowane przez Tukey'a [1] przy wygładzaniu danych statystycznych. Filtry medianowe szybko znalazły zastosowanie w zakresie przetwarzania obrazów, jednym z pionierów w realizacji tego zagadnienia był Pratt [2].

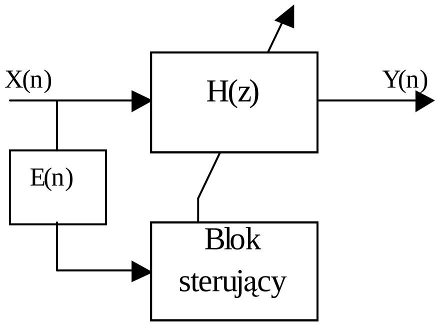
Standardowy filtr medianowy (SMF) otrzymywany jest w wyniku uporządkowania próbek wejściowych x_i w kolejności rosnącej i wybór jako wyjściowej, środkowej wartości spośród nich, jeżeli ilość pobranych próbek jest nieparzysta. W przeciwnym razie próbką wyjściowa filtru medianowego jest dowolna wartość znajdująca się pomiędzy wartościami dwóch środkowych (najczęściej średnia arytmetyczna). Oznaczając $\mathbf{x}=(x_1, x_2,..., x_N)$ jako zbiór obserwacji, a ich medianę jako *med*(**x**) to powyższą zależność można zapisać wzorem:

$$med(x) = \begin{cases} x_{v+1}, & gdy \quad N = 2 \cdot v + 1 \\ \dfrac{x_v + x_{v+1}}{2}, & gdy \quad N = 2 \cdot v \end{cases} \tag{1}$$

SMF jest szczególnym przypadkiem ważonych filtrów medianowych (WFM), gdzie wagi są równe 1. Tego typu filtry okazały się bardzo przydatne W cyfrowym przetwarzaniu sygnałów. Wraz ze wzrostem szerokości okna filtrującego rośnie liczba redukowanych struktur w sygnale. Nie powoduje to jednak pogorszenia ostrości krawędzi, obecnych w filtrowanym sygnale w odróżnieniu od uśredniania, które sztucznie wytwarza w procesie filtracji pośrednie poziomy wartości w przypadku natrafienia na krawędź

ALGORYTM ADAPTACYJNEJ FILTRACJI MEDIANOWEJ

Na bazie filtrów medianowych powstało wiele algorytmów adaptacyjnego przetwarzania obrazów. Adaptacyjne przetwarzanie sygnałów oparte jest o różne kryteria adaptacji. Np. w pracy [3] adaptacyjnie dobiera się rozmiar maski filtru, gdyż stopień tłumienia zależy od ilości elementów w masce. Natomiast w publikacji [4] dobiera się adaptacyjnie wagę próbki centralnej. Jeszcze inne metody bazują na lokalnej estymacji szumu np. [5].



Rys. 1. Schemat filtracji adaptacyjnej.

Schemat filtracji adaptacyjnej przedstawia rys.1. Ogólnie można powiedzieć, że filtracja adaptacyjna polega na takim doborze współczynników filtru (zmianie jego transmitancji H(z) rys.1), by na jego wyjściu otrzymać najbardziej optymalną estymatę sygnału wejściowego. Doboru współczynników dokonuje się na podstawie informacji E(n), uzyskanej z przetwarzanego sygnału, gdzie kryterium optymalizacji ustala się w oparciu o pewne założenia dotyczące modelu szumu, sygnału itp. Z uwagi na wielość metod i algorytmów przetwarzania sygnałów, charakteryzujących się złożonością i efektywnością usuwania szumu z sygnału, które zależą od charakteru i poziomu zakłócenia, trudno jest wybrać najbardziej efektywną metodę.

O ile tylko dysponujemy określoną wiedzą lub mamy podstawy do poczynienia pewnych założeń co do natury i postaci zakłóceń, możemy dobrać odpowiednią metodę filtracji, która zapewni optymalną jakość. Np. filtr średniej ruchomej ma większy współczynnik redukcji szumu niż filtr medianowy o tym samym rozmiarze maski, czyli lepiej będzie usuwać „duże” zakłócenia. Natomiast mediana lepiej zachowuje krawędzie oraz mniej ingeruje w strukturę sygnału, co przy mniejszym współczynniku redukcji szumu nadaje się do filtracji sygnałów o „małym” zaszumieniu.

W proponowanym w pracy algorytmie proponuje się by użyć, centralnie ważonego filtru medianowego (CWFM) [4], gdzie ważona jest tylko centralna wartość z okna, zdefiniowanego poniżej:

$$y(k,l) = Med\begin{bmatrix} W(r,s)\Diamond x(r,s): \\ r \in (k-1, k+1), s \in (l-1, l+1) \end{bmatrix} \tag{2}$$

gdzie: ◊ - symbol oznaczający operację powielenia; W – macierz współczynników wagowych filtru medianowego o następujących wartościach:

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & m & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad (3)$$
$$m = 1, \quad 3, \quad 5, \quad 7$$

W tabeli 1, przedstawiono uśrednione wyniki błędu średniokwadratowego MSE (7), dla filtracji obrazów testowych: lena, bridge, mona, clown, przy różnych poziomach zakłócenia. Analizując je można dojść do wniosku, że w przypadku małego zakłócenia lepsze efekty daje filtr CWFM z dużą wagą elementu centralnego. Natomiast w przypadku σ^2=225, skuteczniejszy jest gdy m=1.

Tab. 1. Wartości błędu średniokwadratowego MSE(6) filtracji filtrem mediany ważonej, o oknie (3)

σ^2	m=1	m=3	m=5	m=7
25	40.255	24.893	19.695	21.013
100	58.482	50.092	59.025	77.524
225	84.325	87.175	118.828	167.055

Chcąc zwiększyć skuteczność filtracji należałoby, w przypadku σ^2=25, zastosować w „rejonach płaskich” obrazu, CWFM o małych wagach próbki centralnej.

Proponuje się zatem by wybór wagi *m* CWFM (2), odbywał się o wartość stosunku wariancji liczonej z okna filtracji do wariancji zakłócenia całego obrazu:

$$\alpha = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_n^2} \qquad (4)$$

gdzie: σ^2_x - wariancja liczona z okna filtracji; σ^2_n - wariancja zakłócenia.

W przypadku realnym należałoby wartość wariancji szumu wyznaczyć na podstawie dostępnych metod np.[6]. W pracy korzystano z metody podanej w [7].

W wyniku testów na obrazach testowych wybrano następujące poziomy parametru α (5), względem, którego następowała zmiana współczynnika wagowego *m* CWFM (2, 3)

$$\begin{aligned} &m = 7 \quad dla \quad \alpha \geq 180 \\ &m = 5 \quad dla \quad 100 \leq \alpha < 180 \\ &m = 3 \quad dla \quad 40 \leq \alpha < 100 \\ &m = 1 \quad dla \quad \alpha < 40 \end{aligned} \qquad (5)$$

PODSUMOWANIE

Powyższy algorytm adaptacyjny poddano testom. Do testowania skuteczności powyższego algorytmu użyto obrazów cyfrowych o 256-odcieniach szarości. Obrazy te były zakłócane szumem addytywnym o rozkładzie normalnym N(0, σ), o wartości przeciętnej zero i wariancji σ^2. Jako miary jakości proponowanej metody użyto współczynnik MSE - błąd średniokwadratowy (mean square error), zdefiniowany następująco:

$$MSE = \frac{\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N}\left[f_{in}(x,y) - f_{out}(x,y)\right]^2}{MN} \tag{6}$$

gdzie: MxN - rozmiar filtrowanego obrazu; $f_{in}(x,y)$ - jasność próbki oryginalnego obrazu; $f_{out}(x,y)$ - jasność próbki obrazu po filtracji.

Wyniki działania proponowanej filtracji adaptacyjnej zamieszczono w tabeli 2.

Tab. 2. Wartości błędu średniokwadratowego MSE(6)

σ	m=1	m=3	m=5	m=7	Algorytm adaptacyjny
1	32.909	14.698	5.176	1.866	7.929
2	33.92	16.207	7.186	4.401	18.605
3	35.693	18.372	10.35	8.49	26.938
4	37.817	21.41	14.582	14.039	33.605
5	40.255	24.893	19.695	21.013	38.079
6	43.196	28.929	25.798	29.593	42.347
7	46.651	33.655	32.754	39.309	46.237
8	49.859	38.173	40.455	50.753	49.71
9	53.549	44.048	49.685	63.55	53.551
10	58.482	50.092	59.025	77.524	58.494
11	63.172	56.442	68.783	92.034	63.176
12	68.036	63.526	80.233	108.567	68.036
13	73.751	71.248	93.062	128.192	73.751
14	78.15	78.587	104.637	146.019	78.15
15	84.325	87.175	118.828	167.055	84.325

Analizując otrzymane wyniki można stwierdzić, dla niskiego poziomu zakłócenia korzystne jest stosować większe wartości wagi *m* filtru (3), niż dla wyższego. Aby uzyskać wysoki stopień odszumiania musimy z góry znać poziom zakłócenia. Natomiast proponowany algorytm dobrze radzi sobie z tym problemem.

ADAPTIVE ALGORITHM NONLINEAR FILTRATION BASED ON ANALYSIS CHANGING LOCAL VARIANCE PROCESSING SIGNAL

Abstract

This paper presents an algorithm for adaptive image processing, using, center-weighted median filter (CWFM) and information about local change of variation in relation to the noise variance. This method is based on the fact that in the "flat" to be used less multiplication (weight) of the sample to determine the value of the center output signal, in the case of greater interference. However, in the case of stepping on the edge, this ratio does not depend to a large extent on the level of noise, so you should use a larger sample of central importance.

BIBLIOGRAFIA

1. Tukey J.W.: *Nonlinear methods for smoothing data*. Cong. Rec. EASCON'74. 1974.
2. Pratt W.K.: *Digital Image Processing*. Wiley Interscience, New York.
3. Ho-Ming Lin, Wilson A.: *Median Filters with Adaptive Length*. IEEE tr. on CAS-35 nr 6 June 1988.
4. Chen T., Wu H.R.: *Adaptive impulse detection using center weighted median filters*. IEEE Signal Processing Letters vol-8 nr1 Jun 2001.
5. Sun X.Z., Venetsanopoulos A.N.: *Adaptive Schemes for Noise Filtering and Edge Detection by Use of Local Statistics.* IEEE tr. on CAS-35 nr 1 Jan. 1988 s.57-69.
6. Olsen S.I.: *Estimation of Noise in Images: An evaluation.* Graph. Models Image Process. vol. 55, 1993, pp. 319-323.
7. Pęksiński J., Mikołajczak G.: *Noise Variance Estimation Based on Knowledge of Noise Reduction Coefficient*. Advanced Materials Research, vol. 340, 149-155, 2012

Autorzy:

dr inż. Janusz KOWALSKI– Pomorski Uniwersytet Medyczny w Szczecinie
dr inż. Jakub PĘKSIŃSKI– Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny, Szczecin
dr inż. Grzegorz MIKOŁAJCZAK– Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny, Szczecin