Volume 31

Alina MOMOT Politechnika Śląska, Instytut Informatyki

FILTRACJA OBRAZÓW CYFROWYCH Z WYKORZYSTANIEM BAYESOWSKIEGO WAŻONEGO UŚREDNIANIA

Streszczenie. Filtry cyfrowe stanowią jedno z podstawowych narzędzi przetwarzania obrazów, służące do wydobycia z oryginalnego obrazu szeregu informacji w celu ich dalszej obróbki. Jednym z najczęściej stosowanych filtrów jest filtr uśredniający. Artykuł przedstawia nowy algorytm adaptacyjnego wyznaczania współczynników maski filtru konwolucyjnego, bazujący na bayesowskim ważonym uśrednianiu, oraz empiryczną ocenę jego skuteczności.

Słowa kluczowe: adaptacyjna filtracja, bayesowskie ważone uśrednianie

DIGITAL IMAGE FILTERING BASED ON BAYESIAN WEIGHTED AVERAGING

Summary. Digital filtering is the basic tool of image processing, designed to extract useful information from the original image for the purpose of further processing. One of the most commonly used filtering techniques is average filtering. This paper presents a new algorithm for determining the coefficients of adaptive convolution filter based on Bayesian weighted averaging together with the empirical evaluation of its effectiveness.

Keywords: adaptive filtering, Bayesian weighted averaging

1. Wprowadzenie

Filtry cyfrowe stanowią jedno z podstawowych narzędzi przetwarzania obrazów, dziedziny zajmującej się reprezentacją obrazów w postaci cyfrowej oraz komputerowymi algorytmami przetwarzania i akwizycji obrazów cyfrowych. Przetwarzanie cyfrowe obrazów obejmuje szereg operacji, takich jak: filtrowanie, binaryzacje, transformacje geometryczne, transformacje pomiędzy przestrzeniami barw, operacje morfologiczne, kodowanie czy też kompresje.

Filtrowanie określa się jako przekształcenie kontekstowe, gdyż dla wyznaczenia nowej wartości piksela obrazu docelowego potrzebna jest informacja z wielu pikseli obrazu źródłowego. Zwykle polega to na wyznaczeniu wartości funkcji, której argumentami są wartości piksela o tym samym położeniu na obrazie źródłowym oraz wartości pikseli z jego otoczenia, które w ogólnym przypadku może mieć różną formę, ale najczęściej utożsamiane jest z kwadratowym "oknem" otaczającym symetrycznie aktualnie przetwarzany punkt obrazu [5].

Filtracja stosowana jest przeważnie jako metoda wydobycia z oryginalnego obrazu szeregu informacji w celu ich dalszej obróbki. Jednym z podstawowych zastosowań filtracji jest tłumienie szumów. Przy braku konkretnych przesłanek na temat istoty szumu realizujący tę funkcję filtr działa zazwyczaj na zasadzie lokalnych średnich (każdemu z punktów obrazu przypisywana jest średnia wartości jego otoczenia). Często stosowany jest również filtr medianowy (każdemu z punktów obrazu przypisywana jest mediana, czyli wartość środkowa w uporządkowanym rosnąco ciągu wartości jasności pikseli z całego rozważanego otoczenia przetwarzanego piksela) [3].

Większość filtrów służących do tłumienia zakłóceń charakteryzuje się niepożądaną cechą niszczenia drobnych szczegółów i krawędzi przetwarzanych obrazów. Dotyczy to w szcze-gólności filtru uśredniającego, będącego przykładem filtru liniowego. Lepsze efekty dają wtedy filtry nieliniowe, wybierające dla przetwarzanego punktu na obrazie wynikowym jed-ną z wartości z jego otoczenia na obrazie źródłowym, czego przykład daje filtr medianowy.

Filtr medianowy bardzo skutecznie zwalcza wszelkie lokalne szumy, szczególnie te o charakterze impulsowym, nie powodując ich "rozmywania" na większym obszarze. Filtracja medianowa nie wprowadza do obrazu nowych wartości, więc obraz po wykonaniu filtracji nie wymaga żadnego dodatkowego skalowania i nie powoduje ona pogorszenia ostrości krawędzi obecnych na filtrowanym obrazie poszczególnych obiektów. Natomiast uśrednianie (charakterystyczne dla filtrów konwolucyjnych) produkuje sztuczne pośrednie poziomy jasności pomiędzy całkowitą czernią a całkowitą bielą. Jednak podczas filtracji medianowej nieuchronnie ma miejsce erozja obrazu widoczna zwłaszcza przy zastosowaniu większego "okna", zaś kolejną jej wadą jest stosunkowo długi czas obliczeń potrzebny do tego, aby cały obraz poddać filtracji zgodnie z jej algorytmem [1].

Filtracja liniowa realizowana jest jako operacja dwuwymiarowego splotu dyskretnego:

$$g(x,y) = \sum_{i=-R}^{R} \sum_{j=-R}^{R} w(i,j) f(x+i,y+j),$$
(1)

gdzie f(x, y) jest obrazem wejściowym, g(x, y) - obrazem wyjściowym, zaś współczynniki w(i, j) określają rodzaj i postać przekształcenia, stanowiąc razem kwadratową maskę o pro-

mieniu *R* tego przekształcenia. Filtr uśredniający reprezentowany jest przez maskę o jednakowych stałych współczynnikach równych odwrotności kwadratu wymiaru maski, czyli $(2R+1)^{-2}$ [6]. Filtrację medianową można również utożsamiać z filtrem konwolucyjnym, jednak w tym przypadku współczynniki maski nie zawsze są stałe i w całej masce jest tylko jeden niezerowy współczynnik (równy jeden), a który to jest współczynnik, zależy od wyniku operacji porządkowania rosnącego ciągu wartości jasności pikseli z całego rozważanego otoczenia przetwarzanego piksela.

W przypadku filtrów konwolucyjnych, gdzie współczynniki maski nie zawsze są stałe, istnieje potrzeba procedury wyznaczania tych współczynników. W pracy [7] zaproponowano adaptacyjny rozmyty filtr ważonego uśredniania, który rozpatruje piksele w "oknie" filtru jako zbiór rozmyty i każdy piksel w tym "oknie" jest charakteryzowany funkcją przynależności stanowiącą właściwą wagę tego piksela. W tym artykule proponuje się nowy algorytm adaptacyjnego wyznaczania współczynników maski filtru konwolucyjnego. Algorytm ten bazuje na algorytmie bayesowskiego ważonego uśredniania stosowanego oryginalnie w celu redukcji zakłóceń w sygnale elektrokardiograficznym [4]. Przedstawiony zostanie schemat działania nowego algorytmu oraz eksperymentalne porównanie wyników jego zastosowania w przypadku tłumienia zakłóceń dla cyfrowych obrazów zarówno syntetycznych, jak i rzeczywistych.

2. Bayesowskie ważone uśrednianie

Poniżej zostanie opisany oryginalny algorytm empirycznego bayesowskiego ważonego uśredniania EBWA (ang. *empirical Bayesian weighted averaging*) powstały z myślą o tłumieniu zakłóceń w sygnale elektrokardiograficznym, a następnie zostanie opisana modyfikacja tej metody dostosowana do wyznaczania współczynników maski adaptacyjnego filtru konwolucyjnego.

2.1. Metoda EBWA

Sygnał EKG charakteryzowany jest quasi-cyklicznym, powtarzającym się wzorcem, co pozwala na tłumienie zakłóceń poprzez ważone uśrednianie całych cykli w sygnale. Niech w każdym cyklu $f_i(j)$ będzie sumą *j*-tej próbki deterministycznego sygnału s(j), który jest taki sam w każdym pobudzeniu i losowego szumu gaussowskiego $n_i(j)$ o średniej zero i wariancji stałej w każdym cyklu równej σ_i^2 . Wtedy

$$f_i(j) = s(j) + n_i(j)$$
 $i = 1, 2, ..., M$ $j = 1, 2, ..., N$, (2)

gdzie *i* jest numerem cyklu, natomiast *j* jest numerem próbki w pojedynczym cyklu (wszystkie cykle mają tę samą długość *N*), zaś następujący wzór określa wartość *j*-tej próbki uśrednionego sygnału:

$$v(j) = \sum_{i=1}^{M} w_i f_i(j),$$
(3)

gdzie w_i jest wagą *i*-tego cyklu, a $v = [v(1), v(2), ..., v(N)]^T$ stanowi sygnał uśredniony.

Zakładając, że szum gaussowski $n_i(j)$ ma rozkład $N(0, \alpha_i^{-1})$ oraz nieznana charakterystyka sygnału s(j) może być opisywana rozkładem normalnym $N(0, \beta^{-1})$, można wyznaczyć rozkład a posteriori dla wektora *s* korzystając ze wzoru Bayesa:

$$p(s \mid f, \beta) = \frac{p(f \mid \beta, s)p(s \mid \beta)}{\int p(f \mid \beta, s)p(s \mid \beta)dx},$$
(4)

wyznaczyć α_i oraz β wykorzystując estymację metodą momentów i zastosować iteracje Pickarda do uzyskania sygnału uśrednionego.

Iteracyjny algorytm empirycznej bayesowskiej metody ważonego uśredniania przedstawia się następująco [4]:

- 1. Ustalić $v^{(0)} \in \mathbb{R}^N$ i ustawić indeks iteracji k = 1.
- 2. Wyznaczyć parametr $\beta^{(k)}$ oraz parametry $\alpha_i^{(k)}$ dla i = 1, 2, ..., M przy użyciu wzorów:

$$\beta^{(k)} = \frac{N}{\sum_{j=1}^{N} \left(v^{(k-1)}(j) \right)^2},$$
(5)

$$\alpha_i^{(k)} = \frac{N}{\sum_{j=1}^N \left(f_i(j) - v^{(k-1)}(j) \right)^2} \,. \tag{6}$$

3. Wyznaczyć uśredniony sygnał k-tej iteracji $v^{(k)}$

$$v^{(k)}(j) = \frac{\sum_{i=1}^{M} \alpha_i^{(k)} f_i(j)}{\beta^{(k)} + \sum_{i=1}^{M} \alpha_i^{(k)}}, \quad \text{dla } j = 1, 2, \dots, N.$$
(7)

4. Jeżeli $\|v^{(k)} - v^{(k-1)}\| > \varepsilon$, to $k \leftarrow k+1$ i iść do etapu 2.

2.2. Adaptacyjna bayesowska filtracja

Opisany wyżej algorytm może być wykorzystany do wyznaczania współczynników maski adaptacyjnego filtru konwolucyjnego. W przypadku dwuwymiarowych obrazów cyfrowych w skali szarości parametr N (poprzednio długość cyklu EKG) będzie przyjmował wartość jeden i w rezultacie otrzymywać się będzie wartość poziomu szarości dla pojedynczego piksela obrazu. Warto przy tym jednak wspomnieć, że opisywany tu algorytm można byłoby zastosować również w przypadku obrazów kolorowych i wtedy parametr N mógłby przyjmować wartość będącą wymiarem przestrzeni kolorów (np. 3 dla przestrzeni RGB).

Niech *R* będzie promieniem kwadratowej maski, czyli R = (M - 1)/2, gdzie *M* jest wymiarem maski, *X* oraz *Y* będą wymiarami $X \times Y$ obrazu źródłowego, wejściowego *f*. Obraz wynikowy, wyjściowy *g* będzie miał rozmiar $(X - 2R) \times (Y - 2R)$. Dla każdego piksela f(x, y), gdzie $x \in \{R + 1, R + 2, ..., X - R\}$ i $y \in \{R + 1, R + 2, ..., Y - R\}$, tworzony jest $D = (2R + 1)^2$ wymiarowy wektor t = [f(x - R, y - R), ..., f(x + R, y + R)], obejmujący piksele sąsiadujące z rozpatrywanym pikselem obrazu wejściowego f(x, y). Takie przeniesienie fragmentu obrazu dwuwymiarowego do jednowymiarowego wektora dokonane jest jedynie dla uproszczenia zapisu algorytmu. Ze względu na fakt, że dla każdego piksela maski wyznaczanie odpowiadającej mu wagi jest niezależne (w pojedynczym kroku algorytmu może być nawet realizowane równolegle dla wszystkich pikseli maski), nie ma znaczenia uporządkowanie składowych wektora *t*.

Każdy piksel obrazu wyjściowego jest sumą opisaną wzorem:

$$g(x, y) = \sum_{i=1}^{D} w_i t_i ,$$
 (8)

jednak wagi w_i nie będą wyznaczane wprost, a wartość wynikowa g(x, y) wyznaczana będzie z wykorzystaniem następującego iteracyjnego algorytmu:

- 1. Ustalić $g(x, y)^{(0)}$ jako średnią arytmetyczną wartości wektora *t*. Jeśli wariancja próbkowa wartości tego wektora jest większa od zera, ustawić indeks iteracji k = 1.
- 2. Wyznaczyć parametr $\beta^{(k)}$ oraz parametry $\alpha_i^{(k)}$ dla i = 1, 2, ..., D przy użyciu wzorów:

$$\beta^{(k)} = \left(g(x, y)^{(k-1)}\right)^{-2},\tag{9}$$

$$\alpha_i^{(k)} = \left(t_i - g(x, y)^{(k-1)}\right)^{-2}.$$
(10)

3. Wyznaczyć uśrednioną wartość k-tej iteracji $g(x, y)^{(k)}$

$$g(x,y)^{(k)} = \frac{\sum_{i=1}^{D} \alpha_i^{(k)} t_i}{\beta^{(k)} + \sum_{i=1}^{D} \alpha_i^{(k)}}.$$
(11)

4. Jeżeli $(g(x,y)^{(k)} - g(x,y)^{(k-1)})^2 > \varepsilon$, to $k \leftarrow k+1$ i iść do etapu 2.

W przedstawionym algorytmie przyjęto, że wartości pikseli - poziomy szarości obrazu wejściowego należą do przedziału od zera do jeden, tzn. $f(x, y) \in [0,1]$. Zatem parametr $\beta^{(k)}$ jest zawsze dodatni, jednak dla niektórych *i* wartość parametru $\alpha_i^{(k)}$ może być nieokreślona, ponieważ $t_i - g(x, y)^{(k-1)}$ może być równe zero. Dla takich indeksów *i* parametr $\alpha_i^{(k)}$ powinien przyjmować wartości znacząco większe od innych parametrów $\alpha_i^{(k)}$, ponieważ wtedy piksel reprezentowany przez indeks *i* jest równy średniej $g(x, y)^{(k)}$ w *k*-tej iteracji.

3. Eksperymenty numeryczne

Poniżej zostaną przedstawione wyniki eksperymentów numerycznych mające na celu empiryczne porównanie wyników zastosowania nowego algorytmu adaptacyjnej filtracji bayesowskiej w przypadku tłumienia zakłóceń dla cyfrowych obrazów zarówno syntetycznych, jak i rzeczywistych.

W pierwszym etapie testów został wygenerowany prosty obraz syntetyczny o wymiarach 256 na 256 pikseli, składający się z czterech rozłącznych, spójnych obszarów o różnych poziomach szarości. Obraz ten jest przedstawiony na rysunku 1a). Ponadto wygenerowano trzy zmodyfikowane wersje tego obrazu zniekształcone różnego typu szumami:

- szumem typu "sól i pieprz" (ang. *salt-and-pepper*) o 20% zawartości dodatkowych czarnych lub białych pikseli, widoczny na rysunku 1b),
- addytywnym szumem gaussowskim o średniej zero i odchyleniu standardowym 0,2, widoczny na rysunku 1c),
- szumem rzeczywistym uzyskanym w wyniku cyfrowej rejestracji jednolitej powierzchni, widoczny na rysunku 1d).

W przypadku każdego typu szumu wykonano szereg eksperymentów mających na celu empiryczne porównanie wyników zastosowania nowego algorytmu adaptacyjnej filtracji bayesowskiej oraz filtracji uśredniającej i medianowej. Podczas testów promień maski zmieniał się od wartości jeden do trzy, czyli rozpatrywano kwadratowe maski wymiaru 3×3 , 5×5 oraz 7×7 . Jako wskaźnik jakości tłumienia zakłóceń przy użyciu różnego typu filtrów brano pod uwagę błędy średniokwadratowe w postaci pierwiastka średniej arytmetycznej kwadratów różnic pomiędzy obrazem oryginalnym (niezaszumionym) i obrazem wyjściowym, będącym wynikiem filtracji.



Fig. 1. Simple synthetic images: original and noised

Tabela 1 zawiera wyniki pierwszej serii eksperymentów, w której prosty obraz syntetyczny zakłócony szumem typu "sól i pieprz", widoczny na rysunku 1b), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach. Jak można było się spodziewać przy tego typu zaszumieniu, najlepsze wyniki zostały uzyskane w przypadku filtru medianowego. W porównaniu z filtracją uśredniającą można jednak zauważyć, że filtracja bayesowska (nowa metoda pozwalająca na adaptacyjne wyznaczanie współczynników maski wykorzystująca bayesowskie ważone uśrednianie) dawała znacznie lepsze rezultaty, zbliżone do wyników filtracji medianowej.

Tabela 1

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.122	0.043	0.041
2	0.101	0.036	0.027
3	0.098	0.041	0.027

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem typu "sól i pieprz"

Tabela 2 zawiera wyniki drugiej serii eksperymentów, w której prosty obraz syntetyczny zakłócony addytywnym szumem gaussowskim, widoczny na rysunku 1c), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach.

Tabela 2

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem gaussowskim

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.061	0.057	0.051
2	0.061	0.056	0.037
3	0.067	0.062	0.036

Tabela 3 zawiera wyniki kolejnej serii eksperymentów, w której prosty obraz syntetyczny zakłócony szumem rzeczywistym, widoczny na rysunku 1d), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach.

Tabela 3

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem rzeczywistym			
Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.069	0.067	0.065
2	0.068	0.064	0.055
3	0.071	0.067	0.051

Zarówno w przypadku szumu gaussowskiego jak i rzeczywistego nie jest oczywiste, że filtracja medianowa zapewni najlepsze wyniki. W przypadku szumu gaussowskiego filtr uśredniający często skutkuje otrzymaniem najlepszych wyników, co można będzie zauważyć, w prezentowanych poniżej wynikach kolejnych eksperymentów. Jednak w przypadku tak prostego obrazu syntetycznego (zawierającego oryginalnie jedynie 4 obszary w różnych poziomach szarości) okazuje się, że filtr medianowy wykazuje się największą skutecznością tłumienia zakłóceń dla wszystkich rozpatrywanych typów szumów.

W drugim etapie testów został wygenerowany bardziej złożony obraz syntetyczny o wymiarach 256 na 256 pikseli, składający się z 256 odcieni szarości. Obraz ten jest przedstawiony na rysunku 2a). Ponadto wygenerowano trzy zmodyfikowane wersje tego obrazu zniekształcone różnego typu szumami:

- szumem typu "sól i pieprz" (ang. *salt-and-pepper*) o 20% zawartości dodatkowych czarnych lub białych pikseli, widoczny na rysunku 2b),
- addytywnym szumem gaussowskim o średniej zero i odchyleniu standardowym 0,2, widoczny na rysunku 2c),
- szumem rzeczywistym uzyskanym w wyniku cyfrowej rejestracji jednolitej powierzchni, widoczny na rysunku 2d).

Stosując względem obrazu zakłóconego szumem typu "sól i pieprz", widocznego na rysunku 2b) różnego typu filtracje, otrzymano błędy średniokwadratowe przedstawione w tabeli 4. Jak można zauważyć, dla maski wymiaru 3×3 filtr bayesowski okazuje się być najlepszy, jednak zwiększając rozmiar maski filtr medianowy okazuje swoją przewagę. Warto zwrócić uwagę, że filtr bayesowski daje znacznie lepsze rezultaty w porównaniu z filtrem uśredniającym (zbliżone do wyników filtracji medianowej), a w przypadku maski wymiaru 5×5 nawet 10-krotnie lepsze.



Fig. 2. Synthetic images: original and noised

Tabela 4

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem typu "sól i pieprz"

	J	<u> </u>	
Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.089	0.022	0.023
2	0.063	0.006	0.001
3	0.053	0.010	0.002

Tabela 5 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz syntetyczny zakłócony addytywnym szumem gaussowskim, widoczny na rysunku 2c), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach.

Tabela 5

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem gaussowskim

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.049	0.055	0.060
2	0.030	0.030	0.037
3	0.022	0.022	0.027

Tabela 6 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz syntetyczny zakłócony szumem rzeczywistym, widoczny na rysunku 2d), poddano różnego typu filtracji.

Tabela 6

Błędy średniokwadratowe dla obrazu syntetycznego zakłóconego szumem rzeczywistym

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.081	0.083	0.086
2	0.067	0.067	0.070
3	0.058	0.058	0.061

Jak można zauważyć, zarówno w przypadku szumu gaussowskiego jak i rzeczywistego zastosowanie filtru uśredniającego dla tego obrazu skutkowało otrzymaniem najlepszych rezultatów (w każdym wierszu obu tabel, czyli dla każdego rozmiaru maski), zaś pomijając maskę wymiaru 3×3 takie same rezultaty otrzymuje się w wyniku zastosowania filtracji bayesowskiej.

W kolejnych etapach testów rozpatrywano dwa obrazy rzeczywiste. Pierwszy z nich, rzeczywisty obraz *Lena* o wymiarach 256 na 256 pikseli, przedstawiony jest na rysunku 3a). Został on zakłócony tymi samymi co uprzednio typami szumu. Powstały w ten sposób trzy kolejne obrazy przedstawione również na rysunku 3, czyli zakłócone szumem:

- typu "sól i pieprz" rysunek 3b),
- gaussowskim rysunek 3c),
- rzeczywistym rysunek 3d).

Tabela 7 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Lena*, zakłócony szumem typu "sól i pieprz", widoczny na rysunku 3b), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach. Ze względu na charakter szumu, jak można było się spodziewać, najlepsze wyniki zostały uzyskane w przypadku filtru medianowego. Warto jednak zauważyć, że w odróżnieniu od wyników uzyskanych w przypadku obrazów syntetycznych, zwiększający się rozmiar maski powodował znaczące pogorszenie się wyników i zjawisko to dotyczy niemal wszystkich typów filtracji. Ponadto warto podkreślić, że podobnie jak w poprzednio przeprowadzonych eksperymentach dotyczących szumu typu "sól i pieprz" filtracja bayesowska w porównaniu z filtracją uśredniającą dawała znacznie lepsze rezultaty mniejszy błąd średniokwadratowy.







Rys. 3. Obrazy rzeczywiste *Lena*: oryginalny oraz zaszumione Fig. 3. Real images *Lena*: original and noised

Tabela 7

Błedy średniokwadratowe dla obrazu	Lena zakłóconego szumem typi	1 sól i pieprz"
Digay Steamore and Coluza	Lena Zakioeonego szamem typ	<i>x</i> ,,501 1 propr

Promień maski	Filtr uśredniajacy	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.098	0.058	0.047
2	0.086	0.067	0.051
3	0.089	0.077	0.059

Tabela 8 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Lena*, zakłócony addytywnym szumem gaussowskim, widoczny na rysunku 3c), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach. Również w tym przypadku zwiększający się rozmiar maski powodował pogorszenie się wyników. Warto także zwrócić uwagę na fakt, że w przypadku szumu gaussowskiego (w odróżnieniu od szumu typu "sól i pieprz") zastosowanie filtru medianowego nie zawsze skutkuje najmniejszymi błędami średniokwadratowymi.

Tabela 8

Diçuy sicumokwadıatowe dia obrazu Lena zakioconego szümem gaussowskim				
Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy	
1	0.062	0.067	0.071	
2	0.064	0.064	0.064	
3	0.073	0.072	0.068	

Błędy średniokwadratowe dla obrazu Lena zakłóconego szumem gaussowskim

Tabela 9 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Lena* zakłócony szumem rzeczywistym, widoczny na rysunku 3d), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach.

Tabela 9

Diquy bit	Diquy sicultor wallato we all obtaile Long Zakioconego szameni tzeczy wistym			
Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy	
1	0.091	0.093	0.096	
2	0.089	0.089	0.089	
3	0.091	0.091	0.087	

Błędy średniokwadratowe dla obrazu Lena zakłóconego szumem rzeczywistym

Jako ostatni rozpatrywano rzeczywisty obraz *Chemica_plant* o wymiarach 256 na 256 pikseli przedstawiony na rysunku 4a). Został on zakłócony tymi samymi co uprzednio typami szumu. Powstały w ten sposób trzy kolejne obrazy przedstawione również na rysunku 4, czyli zakłócone szumem:

- typu "sól i pieprz" rysunek 4b),
- gaussowskim rysunek 4c),
- rzeczywistym rysunek 4d).



Rys. 4. Obrazy rzeczywiste *Chemica_plant*: oryginalny oraz zaszumione Fig. 4. Real images *Chemica_plant*: original and noised

Tabela 10 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Chemi-ca_plant*, zakłócony szumem typu "sól i pieprz", widoczny na rysunku 4b), poddano różnego typu filtracji. Ze względu na impulsowy charakter szumu, zgodnie z oczekiwaniami, najlepsze wyniki zostały uzyskane w przypadku filtru medianowego. Również w tym przypadku w odróżnieniu od wyników uzyskanych w przypadku obrazów syntetycznych, zwiększający się rozmiar maski powodował znaczące pogorszenie się wyników w niemal wszystkich typach filtracji, jak również podobnie jak w poprzednio przeprowadzonych eksperymentach dotyczących szumu typu "sól i pieprz" filtracja bayesowska w porównaniu z filtracją uśredniającą dawała znacznie lepsze rezultaty.

Tabela 10

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.094	0.061	0.048
2	0.083	0.071	0.057
3	0.088	0.082	0.071

Błędy średniokwadratowe dla obrazu *Chemica_plant* zakłóconego szumem typu "sól i pieprz"

Tabela 11 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Chemi-ca_plant*, zakłócony addytywnym szumem gaussowskim, widoczny na rysunku 4c), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach. Również w tym przypadku zwiększający się rozmiar maski powodował pogorszenie się wyników, a zastosowanie filtru uśredniającego dla każdego rozmiaru maski skutkowało najmniejszymi błędami średniokwadratowymi. Pomijając zaś maskę wymiaru 3×3 takie same rezultaty otrzymano w wyniku zastosowania filtracji bayesowskiej.

Tabela 11

0.076

Błędy sredniokwadratowe dla obrazu <i>Chemica_plant</i> zakłoconego szumem gaussowskim			
Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.063	0.068	0.073
2	0.066	0.066	0.068

0.076

0.076

3

Tabela 12 zawiera wyniki serii eksperymentów, w której obraz rzeczywisty *Chemi-ca_plant*, zakłócony szumem rzeczywistym, widoczny na rysunku 4d), poddano różnego typu filtracji z użyciem maski o różnych wymiarach. Jak można stwierdzić, najlepsze wyniki osią-gnięto stosując filtr uśredniający lub bayesowski dla maski rozmiaru 5×5 .

Tabela 12

Promień maski	Filtr uśredniający	Filtr bayesowski	Filtr medianowy
1	0.093	0.095	0.098
2	0.092	0.092	0.093
3	0.096	0.095	0.095

Błędy średniokwadratowe dla obrazu Chemica_plant zakłóconego szumem rzeczywistym

Zaprezentowane wyniki eksperymentów numerycznych potwierdzają, że w przypadku szumów typu "sól i pieprz" najlepszą skuteczność wykazuje filtracja medianowa. Można jednak stwierdzić, że rezultaty proponowanej metody filtracji bayesowskiej w przypadku tego typu szumów nie odbiegają znacząco od tych uzyskanych za pomocą filtracji medianowej. Dla szumów typu gaussowskiego można spodziewać się najlepszych wyników stosując filtrację uśredniającą i również w tym przypadku zaobserwowano, że rezultaty proponowanej metody filtracji bayesowskiej dla tego typu szumów nie odbiegają znacząco od tych uzyskanych za pomocą filtracji bayesowskiej dla tego typu szumów nie odbiegają znacząco od tych uzyskanych za pomocą filtracji uśredniającej.

Bazując na tych wnioskach postawiono hipotezę, że w przypadku szumów będących mieszanką szumu typu "sól i pieprz" oraz szumu typu gaussowskiego zaproponowana metoda filtracji bayesowskiej może prowadzić do uzyskania wyników lepszych od rozpatrywanych wcześniej filtracji medianowej oraz uśredniającej. Przeprowadzono zatem szereg eksperymentów mających na celu potwierdzenie tej hipotezy. Niestety, w żadnym z wykonanych eksperymentów numerycznych nie osiągnięto oczekiwanych rezultatów.

4. Wnioski

W niniejszym artykule przedstawiono nową metodę adaptacyjnej filtracji obrazów dwuwymiarowych, bazującą na algorytmie bayesowskiego ważonego uśredniania. Skuteczność zaproponowanej metody została empirycznie oceniona na podstawie eksperymentów numerycznych, w których jako dane wejściowe przyjęto syntetyczne oraz rzeczywiste obrazy w poziomach szarości zakłócone szumem impulsowym typu "sól i pieprz", addytywnym szumem gaussowskim, jak również szumem rzeczywistym uzyskanym w wyniku cyfrowej rejestracji jednolitej powierzchni.

Adaptacyjny charakter opracowanej metody pozwala na znaczącą redukcję wpływu najsilniej zakłóconych pikseli, co jest szczególnie przydatne w przypadku szumu typu impulsowego, gdzie różnice w poziomach szarości pomiędzy obrazem oryginalnym i zniekształconym mogą przyjmować ekstremalnie duże wartości.

Pewnym ograniczeniem zaproponowanej metody jest jej stosunkowo duża złożoność obliczeniowa, znacząco wyższa od złożoności filtracji uśredniającej i zbliżona do złożoności filtracji medianowej. Jednak warto zauważyć, że wpływ tego ograniczenia może być zredukowany przez zastosowanie obliczeń dokonywanych w sposób równoległy, gdyż operacje wyznaczania wartości wynikowych filtru dla poszczególnych pikseli są niezależne.

W ostatnich latach opracowana przez firmę NVidia uniwersalna architektura CUDA (ang. *Compute Unified Device Architecture*) dla procesorów wielordzeniowych, a głównie kart graficznych, umożliwia wykorzystanie ich mocy obliczeniowej do równoległej implementacji rozwiązań ogólnych problemów numerycznych w sposób wydajniejszy niż w tradycyjnych, sekwencyjnych procesorach ogólnego zastosowania [2]. Projekt architektury CUDA zakłada pełną skalowalność programów tak, aby obecna implementacja programu wykonywalnego mogła w przyszłości być uruchamiana bez żadnych zmian na coraz wydajniejszych procesorach graficznych, posiadających coraz większą liczbę rdzeni, umożliwiającą równoległe wykonywanie coraz większej liczby operacji, pod warunkiem zgodności tej implementacji ze specyfikacją architektury CUDA. Wydaje się więc, że naturalnym środowiskiem do implementacji zaproponowanego algorytmu jest właśnie ta architektura.

Planuje się również zmodyfikować, w podobny sposób do przedstawionego w niniejszym artykule, inne istniejące metody adaptacyjnego ważonego uśredniania (oryginalnie opracowane dla uśredniania jednowymiarowych zbiorów danych) i przeprowadzić dodatkowe eksperymenty numeryczne, mające na celu empiryczną ocenę skuteczności filtracji obrazów dwuwymiarowych tak zmodyfikowanymi algorytmami. Warto przy tym podkreślić, że opisywany tu algorytm można zastosować także w przypadku obrazów kolorowych, na przykład w 3-wymiarowej przestrzeni kolorów RGB, co również będzie przedmiotem dalszych badań.

BIBLIOGRAFIA

- Davies E.R.: Machine Vision: Theory, Algorithms and Practicalities. Academic Press, San Diego 1990.
- Garland M., i in.: Parallel Computing Experiences with CUDA. IEEE Micro Vol. 28, No 4, 2008, s. 13÷27.
- Gonzalez R.C., Woods R.E.: Digital Image Processing. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey 2002.
- Momot A.: Ważone uśrednianie sygnału EKG wykorzystujące rozmyty podział sygnału oraz wnioskowanie bayesowskie. Studia Informatica Vol. 30, No 2A(83), Gliwice 2009, s. 287÷297.
- Tadeusiewicz R., Korohoda P.: Komputerowa analiza i przetwarzanie obrazów. Wydawnictwo Fundacji Postępu Telekomunikacji, Kraków 1997.
- 6. Vernon D.: Machine Vision: Automated Visual Inspection and Robot Vision. Prentice-Hall, New York 1991.
- Xu Q., i in.: Adaptive Fuzzy Weighted Average Filter for Synthesized Image. In: Gerwasi O. et al.(eds.) ICCSA 2005, LNCS 3482, Springer, Heidelberg 2005, s. 292÷298.

Recenzenci: Dr inż. Adrian Kapczyński Prof. dr hab. inż. Konrad Wojciechowski

Wpłynęło do Redakcji 20 stycznia 2010 r.

Abstract

In many areas of science and technology there is a need of digital image analysis. The images often contain some disturbances in addition to the useful data. These disturbances should be reduces (or even eliminated, if it is possible) in order to improve the quality of the analysis. One of the possible methods of noise attenuation is low-pass filtering such as arithmetic mean and its generalization, namely weighted mean filtering where the weights are tuned by some adaptive algorithm

This paper presents application of Bayesian weighted averaging to digital filtering twodimensional images which is some modification of the existing empirical Bayesian weighted averaging method created originally for noise reduction in electrocardiographic signal. The description of the new filtering method and a few results of its application are also presented with comparison to traditional arithmetic average filtering and median filtering.

The main disadvantage of the proposed method is its computational complexity significantly greater than the mean filtering and similar to the median filtering. However it is worth noting that the iterative procedures to obtain weights for each pixel in image could be performed parallel, for example in the CUDA environment which allows programmers write scalable parallel programs using a straightforward extension of the C language.

Adres

Alina MOMOT: Politechnika Śląska, Instytut Informatyki, ul. Akademicka 16, 44-100 Gliwice, Polska, alina.momot@polsl.pl.