

Alina MOMOT
Politechnika Śląska, Instytut Informatyki

PORÓWNANIE METOD WAŻONEGO UŚREDNIANIA SYGNAŁU ELEKTROKARDIOGRAFICZNEGO

Streszczenie. Ważone uśrednianie jest jedną z metod pozwalającą na redukcję poziomu zakłóceń w sygnałach o charakterze pseudocyklicznym, których przykładem jest sygnał EKG. Artykuł przedstawia kilka metod, w których do wyznaczania odpowiednich wag stosowany jest aparat analizy matematycznej oraz podejście statystyczne. Skuteczność działania tych metod przebadano dla zaszumionego sygnału ANE 20000.

Słowa kluczowe: sygnał EKG, ważne uśrednianie

COMPARISON OF WEIGHTED AVERAGING METHODS FOR ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNAL

Summary. Weighted averaging is a method that allows to reduce the level of interference in the quasi-cyclic signals such as the ECG signal. This paper presents several methods, in which to determine the appropriate weights is used apparatus of mathematical analysis as well as the statistical approach. The performance of these methods were tested for the noisy signal ANE 20000.

Keywords: ECG signal, weighted averaging

1. Wprowadzenie

Analizując przebieg rzeczywistych sygnałów biomedycznych, niemal zawsze można w nich zauważyć zakłócenia, których obecność wynika ze specyfiki akwizycji tych sygnałów. Na przykład dla sygnałów bioelektrycznych występują trzy główne źródła zakłóceń sygnałów: bioelektryczna aktywność komórek ciała, zakłócenia pochodzące z sieci elektroenergetycznej oraz związane z urządzeniem dokonującym akwizycji sygnału. Sygnały bioelektryczne, szeroko stosowane w różnych dziedzinach biomedycyny, generowane są zarówno

przez komórki mięśniowe, jak i nerwowe. Napięcie elektryczne jest propagowane przez tkanki i może być mierzone na powierzchni ciała, co stanowi wygodną, nieinwazyjną metodę pomiaru elektrycznej aktywności organów wewnętrznych. Jednak użycie powierzchniowych elektrod skutkuje obecnością zakłóceń, nierzadko o wysokiej amplitudzie, które muszą zostać zredukowane, aby wyodrębnić sygnał użyteczny [2].

Istnieje wiele metod służących do redukcowania zakłóceń w sygnałach biomedycznych, które to metody zachowują morfologię analizowanego sygnału. Jedną z nich jest filtracja dolnoprzepustowa, której przykładem jest filtr średniej ruchomej, a także filtracja pasmowo-przepustowa. Jednak pomimo swojej prostoty filtracje takie często są nieefektywne z powodu nakładania się pasma sygnału użytecznego i zakłóceń. Rozwijane są zatem alternatywne metody redukcji szumu wykorzystujące na przykład rozmytą nieliniową regresję [6], transformatę falkową [1] lub nieliniową filtrację projekcyjną [4].

W przypadku sygnałów biomedycznych o charakterze pseudocyklicznym możliwe jest synchronizowane uśrednianie [3]. W tego typu metodach zakłada się, że pseudocykliczny sygnał jest zakłócony addytywnym i niezależnym szumem o średniej zero. Uśrednianie może być realizowane za pomocą średniej arytmetycznej lub jej uogólnienia w postaci średniej ważonej, gdzie wagi są dobierane adaptacyjnie.

Następna sekcja przedstawia kilka metod, w których do wyznaczania odpowiednich wag stosowany jest aparat analizy matematycznej lub podejście statystyczne. W pierwszym przypadku wagi wyznaczone są przez minimalizację pewnego funkcjonału. W pracy [5], w której opisana jest metoda WACFM, funkcjonał ten reprezentuje ważoną średniokwadratową odległość między sygnałem uśrednionym a poszczególnymi cyklami sygnału uśrednianego. W pracy [7] natomiast, opisującej metodę WAPM, funkcjonał ten wyraża odległość między dwoma sygnałami uśrednionymi, wyznaczanymi na dwóch rozłącznych zbiorach danych. Uogólnienie tej metody na większą liczbę rozłącznych zbiorów przedstawia praca [9]. W podejściu statystycznym wykorzystywane jest wnioskowanie bayesowskie, w którym zakłada się, że sygnał użyteczny jest realizacją wektora losowego o rozkładzie wielowymiarowym normalnym. Przy założeniu, że pewne parametry tego rozkładu są zmiennymi losowymi o rozkładzie gamma z całkowitymi wartościami parametru kształtu otrzymuje się algorytm EBWA, opisany w pracy [8]. W pracy [10] opisano modyfikację tej metody (algorytm EBWA.C), przyjmując dla tych parametrów rozkład Cauchy'ego, uproszczenie tych metod zakładające stałe wartości tych parametrów prowadzi natomiast do algorytmu SEBWA, opisanego w pracy [12]. W pracy tej opisano również metodologię, która pozwala na zastosowanie rozmytego podziału pojedynczych cykli sygnału uśrednianego na zbiory, dla których można realizować dowolną metodę ważonego uśredniania, a następnie opisano jak połączyć otrzymane wyniki w jeden sygnał uśredniony.

W ramach zapoczątkowanego w 1989 r. projektu Wspólnoty Europejskiej „Conformance Testing Services for Computerized Electrocardiography” (CTS-ECG), którego celem było określenie podstaw dla usług testowania zgodności urządzeń kardiologicznych wykorzystujących zapis cyfrowy, opracowano CTS-ECG Test Atlas zawierający bazę danych sztucznych przebiegów EKG. Aby móc weryfikować systemy służące do komputerowej rejestracji i przetwarzania sygnału EKG, utworzono zestaw sztucznych sygnałów, których charakterystyka amplitudowo-częstotliwościowa wiernie oddaje charakterystykę fizjologicznego sygnału EKG [11]. Referencyjne sygnały CTS są przechowywane jako pojedyncze cykle sztucznego przebiegu EKG w bazie CTS, a sygnały te mogą być użyte przez różne programy komputerowe do generowania ciągłych sygnałów EKG o dowolnej długości trwania. Ze względu na fakt, że wszystkie próbki zachowują typowy kształt sygnału EKG, możliwe jest zastosowanie ich do testowania zarówno systemów tylko zapisujących sygnał EKG, jak i do systemów, które rozpoznają i tłumią zakłócenia. Jeden z takich sygnałów, a mianowicie ANE20000, zostanie użyty w dalszej części artykułu jako referencyjny sygnał użyteczny. Do tego sygnału zostaną dodane zakłócenia, które będą zredukowane za pomocą wcześniej wspomnianych algorytmów ważonego uśredniania, co pozwoli na ilościową ocenę skuteczności działania przedstawionych metod.

2. Prezentacja wybranych metod ważonego uśredniania

2.1. Metoda WACFM

Metoda WACFM (Weighted Averaging method based on Criterion Function Minimization), opisana w pracy [5], polega na minimalizacji funkcjonału wyrażającego ważoną średniokwadratową odległość między sygnałem uśrednionym \bar{x} a poszczególnymi cyklami sygnału uśrednianego x_i ($i = 1, 2, \dots, N$) o długości L :

$$I_m(w, \bar{x}) = \sum_{i=1}^N w_i^m \|x_i - \bar{x}\|^2 = \sum_{i=1}^N \left(w_i^m \sum_{j=1}^L (x_i(j) - \bar{x}(j))^2 \right), \quad (1)$$

gdzie $m \in (1, +\infty)$ jest parametrem tej metody. Optymalne rozwiązanie można otrzymać na drodze iteracyjnej naprzemiennie wyznaczając wartości wektorowe $\bar{x} = [\bar{x}(1), \bar{x}(2), \dots, \bar{x}(L)]$ oraz $w = [w_1, w_2, \dots, w_N]$ za pomocą następujących wzorów:

$$\bar{x}(j) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i^m x_i(j)}{\sum_{i=1}^N w_i^m} \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

oraz

$$w_i = \frac{\left(\sum_{j=1}^L (x_i(j) - \bar{x}(j))^2 \right)^{\frac{1}{1-m}}}{\sum_{k=1}^N \left(\sum_{j=1}^L (x_k(j) - \bar{x}(j))^2 \right)^{\frac{1}{1-m}}} \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

2.2. Metoda WAPM

Metoda WAPM (Weighted Averaging method based on Partition of input data set in time domain and using criterion function Minimization), opisana w pracy [7], polega na minimalizacji funkcjonału wyrażającego odległość między dwoma sygnałami uśrednionymi:

$$I(w^{(1)}, w^{(2)}) = \|x^{(1)}w^{(1)} - x^{(2)}w^{(2)}\|^2, \quad (4)$$

gdzie zbiór wejściowy (poszczególne cykle sygnału uśrednianego x_i ($i = 1, 2, \dots, N$)) jest podzielony na dwa rozłączne podzbiory $x^{(1)}$ oraz $x^{(2)}$. Optymalne wagi wyznaczone są w sposób iteracyjny przy naprzemiennym zastosowaniu odpowiednich formuł:

$$w^{(1)} = \left((x^{(1)})^T x^{(1)} \right)^{-1} (x^{(1)})^T x^{(2)} w^{(2)} + \frac{1 - 1^T \left((x^{(1)})^T x^{(1)} \right)^{-1} (x^{(1)})^T x^{(2)} w^{(2)}}{1^T \left((x^{(1)})^T x^{(1)} \right)^{-1} 1} \left((x^{(1)})^T x^{(1)} \right)^{-1} 1 \quad (5)$$

oraz

$$w^{(2)} = \left((x^{(2)})^T x^{(2)} \right)^{-1} (x^{(2)})^T x^{(1)} w^{(1)} + \frac{1 - 1^T \left((x^{(2)})^T x^{(2)} \right)^{-1} (x^{(2)})^T x^{(1)} w^{(1)}}{1^T \left((x^{(2)})^T x^{(2)} \right)^{-1} 1} \left((x^{(2)})^T x^{(2)} \right)^{-1} 1. \quad (6)$$

Ostatecznie sygnał uśredniony dany jest wzorem:

$$\bar{x} = \frac{N_1 x^{(1)} w^{(1)} + N_2 x^{(2)} w^{(2)}}{N}, \quad (7)$$

gdzie N_1 oraz N_2 są odpowiednio liczbami elementów rozłącznych podzbiorów $x^{(1)}$ oraz $x^{(2)}$, zatem $N_1 + N_2 = N$.

Możliwe jest również uogólnienie tej metody umożliwiające podział na dowolną liczbę rozłącznych podzbiorów zbioru cykli sygnału uśrednianego, co szczegółowo przedstawia praca [9].

2.3. Metoda EBWA

We wszystkich dalej opisywanych metodach wykorzystujących wnioskowanie bayesowskie zakłada się, że sygnał użyteczny będący realizacją wektora losowego o rozkładzie wielowymiarowym normalnym (ze średnią zero i diagonalną macierzą kowariancji – jej przekąt-

ną tworzy wektor parametrów $[\beta_1^{-1}, \beta_2^{-1}, \dots, \beta_L^{-1}]$) jest zakłócony addytywnym, niezależnym szumem gaussowskim o średniej zero i jednakowej wariancji α_i^{-1} w każdym cyklu. Zatem sygnał poddawany uśrednianiu można zapisać w postaci:

$$x_i(j) = s(j) + n_i(j) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, L, \quad (8)$$

gdzie N jest liczbą cykli długości L poddawanych uśrednianiu. Korzystając ze wzoru Bayesa można wyznaczyć rozkład *a posteriori* dla wektora s :

$$p(s | x, \beta) = \frac{p(x | \beta, s)p(s | \beta)}{\int p(x | \beta, s)p(s | \beta)dt}, \quad (9)$$

a maksymalizacja tego wyrażenia ze względu na s oraz niewidoczny bezpośrednio w tym wzorze parametr α_i prowadzi do iteracyjnej metody uzyskania sygnału uśrednionego odpowiadającego sygnałowi użytecznemu s . Niestety konieczne jest tu również wyznaczenie parametru wektorowego β .

W metodzie EBWA (Empirical Bayesian Weighted Averaging algorithm), opisanej szczegółowo w pracy [8], zakłada się, że składowe wektora β są zmiennymi losowymi o rozkładzie gamma z całkowitymi wartościami parametru kształtu p , stanowiącymi parametr tej metody; wówczas parametr skali tego rozkładu λ można wyznaczyć empirycznie na podstawie próbkowych momentów bezwzględnych: pierwszego lub trzeciego, gdy $p > 1$. Autorzy metody dla rozróżnienia proponują stosować oznaczenia EBWA.1 (gdy korzysta się z pierwszego momentu) lub EBWA.3 (gdy korzysta się z trzeciego momentu).

2.4. Metoda EBWA.C

W przeprowadzonych eksperymentach numerycznych zaobserwowano, że wzrastające wartości parametru p metody EBWA na ogół nie prowadzą do poprawienia osiąganych wyników i autorzy algorytmu podjęli próbę poszukiwania rozwiązania problemu wyznaczenia parametru λ dla przynajmniej niektórych wartości $p < 1$. W pracy [10] opisano pewną modyfikację metody EBWA, a mianowicie algorytm EBWA.C, w którym parametr p przyjmuje wartość 0,5, co odpowiada rozkładowi Cauchy'ego, będącym szczególnym przypadkiem rozkładu gamma. Jednak dla tego rozkładu nie istnieją żadne momenty, zatem wyznaczenie parametru skali λ musiało zostać dokonane na innej drodze. W celu jego estymacji użyto próbkowego rozstępu międzykwartylowego:

$$\hat{\lambda} = \frac{(\hat{Q}_3 - \hat{Q}_1)^2}{8}. \quad (10)$$

2.5. Metoda SEBWA

Metoda SEBWA (Simplified Empirical Bayesian Weighted Averaging algorithm), opisana w pracy [12], stanowi uproszczenie opisanych uprzednio metod zakładające deterministyczną postać wektora β , którego wszystkie składowe mają tę samą stałą wartość. Dzięki takiemu założeniu estymacja tej wartości może zostać dokonana za pomocą klasycznej metody momentów jako:

$$\hat{\beta} = \frac{L}{\sum_{j=1}^L (s(j))^2}. \quad (11)$$

W ten sposób uproszczona metoda EBWA w eksperymentach numerycznych zwykle jest nieco mniej skuteczna od metody oryginalnej, jednak użycie metody SEBWA wraz z zaproponowanym w pracy [12] rozmytym podziałem próbek w ramach poszczególnych cykli sygnału poddawanego uśrednianiu prowadzi do lepszych wyników względem metody EBWA, nawet gdy również dla niej zostanie zastosowany rozmyty podział (gdyż, jak to zostało wspomniane we wprowadzeniu, praca [12] prezentuje metodologię, która pozwala na zastosowanie rozmytego podziału pojedynczych cykli sygnału uśrednianego na zbiory, dla których można realizować dowolną metodę ważonego uśredniania, a następnie opisuje, jak połączyć otrzymane wyniki w jeden sygnał uśredniony).

3. Eksperymenty numeryczne

W dalszej części zostaną opisane wyniki eksperymentów numerycznych weryfikujących skuteczność opisywanych w poprzedniej sekcji metod w zestawieniu z uśrednianiem arytmetycznym. Jako referencyjny sygnał zostanie użyty sygnał elektrokardiograficzny ANE20000 pochodzący z bazy danych CTS. Do sygnału tego zostaną dodane zakłócenia, które będą redukowane za pomocą różnych algorytmów ważonego uśredniania, co pozwoli na ilościową ocenę skuteczności działania tych metod za pomocą pierwiastka błędu średniokwadratowego między sygnałem oryginalnym a uśrednionym (RMSE).

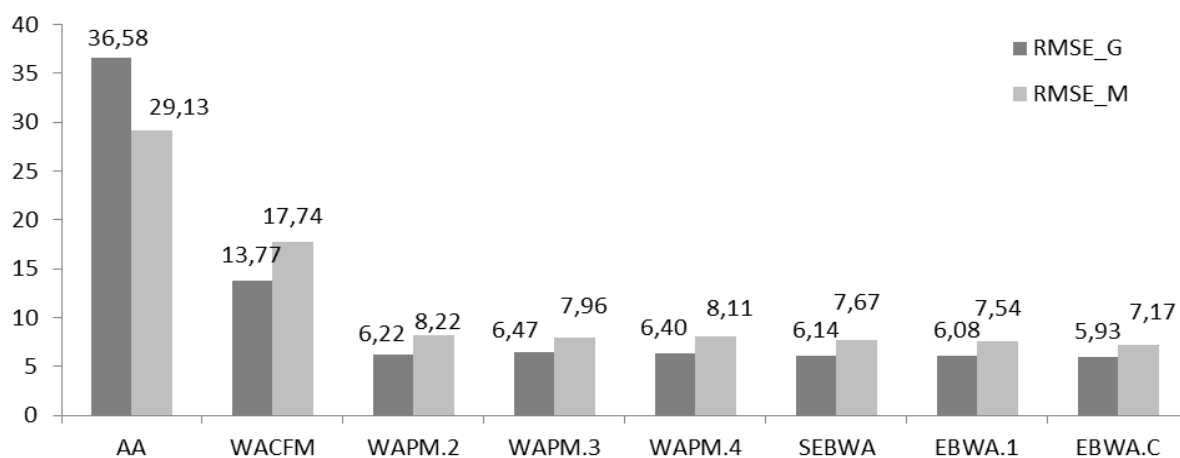
3.1. Badanie wpływu liczby cykli na skuteczność testowanych metod

Dalej zostaną zaprezentowane wyniki serii eksperymentów, w których N cykli sygnału EKG (N razy powielony sygnał ANE20000) zostało zakłóconych białym szumem gaussowskim o zmiennej wariancji oraz rzeczywistym szumem mięśniowym o zmiennej amplitudzie. Amplituda szumu w obu przypadkach pozostawała stała w zakresie pojedynczego cyklu. Dla

pierwszych, drugich, trzecich i czwartych $N/4$ cykli odchylenie standardowe szumu wynosiło odpowiednio $0,1s$, $0,5s$, $1s$, $2s$, gdzie s oznacza próbkowe odchylenie standardowe składowej deterministycznej, czyli sygnału ANE20000. Eksperymenty przeprowadzono dla zmieniającej się wartości N .

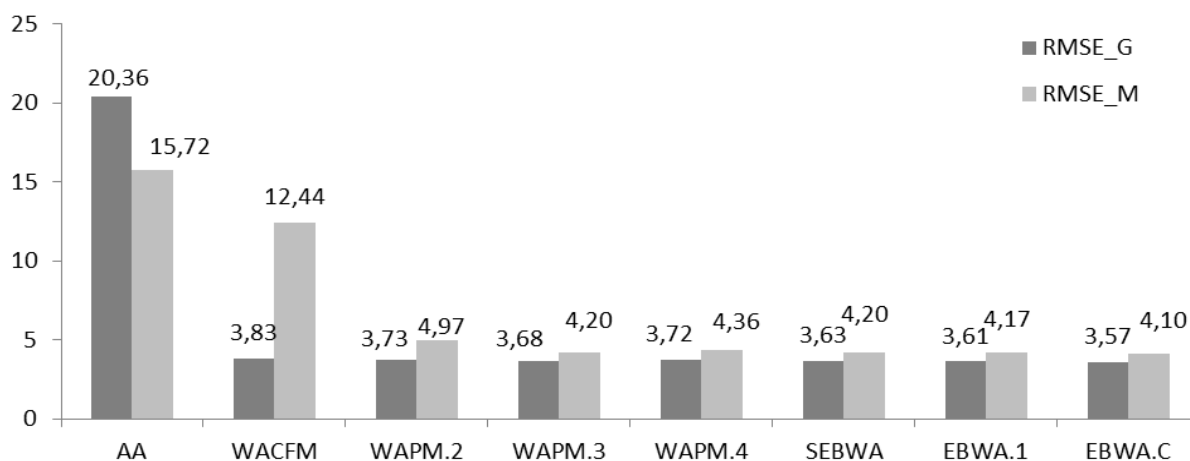
W pierwszym przypadku liczba cykli N była równa 20. Uzyskane wyniki w postaci pierwiastka błędu średniokwadratowego dla szumu gaussowskiego (RMSE_G) oraz szumu mięśniowego (RMSE_M) przedstawia rysunek 1. Porównywane metody są oznaczone następującymi skrótami:

- AA – uśrednianie arytmetyczne;
- WACFM – metoda wykorzystująca minimalizację funkcjonału, gdzie parametr m był równy 2 (jest to wartość domyślna, sugerowana przez autora metody [5]);
- WAPM – metoda bazująca na rozłącznym podziale całych cykli (wartość po kropce oznacza liczbę podzbiorów zbioru wszystkich cykli sygnału poddawanego uśrednianiu);
- SEBWA – uproszczona metoda EBWA;
- EBWA.1 – metoda wykorzystująca wnioskowanie bayesowskie, gdzie parametr p był równy 1 (jest to wartość domyślna, sugerowana przez autorów metody [8]);
- EBWA.C – metoda bayesowska bazująca na rozkładzie Cauchy’ego.



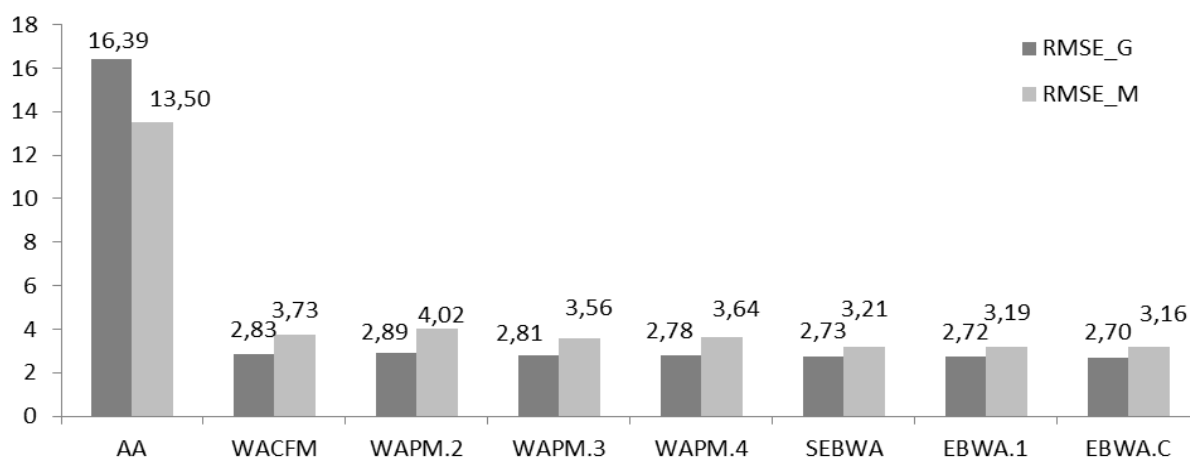
Rys. 1. Wyniki uśredniania 20 cykli
Fig. 1. Results for averaging 20 cycles

W kolejnym przypadku liczba cykli N była równa 60, a uzyskane wyniki w postaci pierwiastka błędu średniokwadratowego przedstawia rysunek 2.



Rys. 2. Wyniki uśredniania 60 cykli
Fig. 2. Results for averaging 60 cycles

Ostatnim etapem tej serii eksperymentów numerycznych było badanie skuteczności testowanych metod w przypadku liczby cykli N równej 100, którego wyniki przedstawia rysunek 3.



Rys. 3. Wyniki uśredniania 100 cykli
Fig. 3. Results for averaging 100 cycles

Analizując wyniki zaprezentowane na rysunkach 1-3, można zauważyć pewne prawidłowości. Przede wszystkim metody ważonego uśredniania charakteryzują się znacznie wyższą skutecznością tłumienia zakłóceń o zmiennej amplitudzie w porównaniu z uśrednianiem arytmetycznym, z wyjątkiem przypadku szumu mięśniowego i metody WACFM dla uśredniania 60 cykli. Ponadto zastosowanie metod wykorzystujących wnioskowanie bayesowskie prowadzi do nieco lepszych rezultatów w porównaniu do metod bazujących na minimalizacji funkcji kryterialnych, a szczególnie wyróżnia się tu metoda EBWA.C. Na koniec warto jeszcze dodać, że zwiększając liczbę uśrednianych cykli, spodziewamy się zmniejszenia wartości błędów średniokwadratowych (co można zaobserwować na prezentowanych rysunkach), jednak w przypadku praktycznego zastosowania testowanych metod ta prawidłowość nieko-

niecznie musi być zachowana. Ma to związek z problemem precyzyjnego określania końców pojedynczych cykli oraz ich centrowania.

3.2. Badanie wpływu zmiany amplitudy szumu na skuteczność testowanych metod

W poprzedniej sekcji amplituda dodawanych do sygnału zakłóceń była różna w kolejnych cyklach, wśród których jednak można było wyróżnić cztery podzbiory o jednakowej liczebności i w każdym z tych podzbiorów amplituda zakłóceń była już stała. Funkcję opisującą jak zmienia się ta amplituda w kolejnych cyklach można przedstawić za pomocą następującego wzoru:

$$A_0(i) = \begin{cases} 0,1s & i \in \{1, 2, \dots, N/4\} \\ 05, s & i \in \{N/4 + 1, N/4 + 2, \dots, N/2\} \\ s & i \in \{N/2 + 1, N/2 + 2, \dots, 3N/4\} \\ 2s & i \in \{3N/4 + 1, 3N/4 + 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (12)$$

gdzie N jest liczbą wszystkich cykli poddawanych uśrednianiu, s zaś oznacza próbkowe odchylenie standardowe składowej deterministycznej, czyli sygnału ANE20000. Tak więc można powiedzieć, że w poprzednich doświadczeniach amplituda szumu narastała w sposób skokowy.

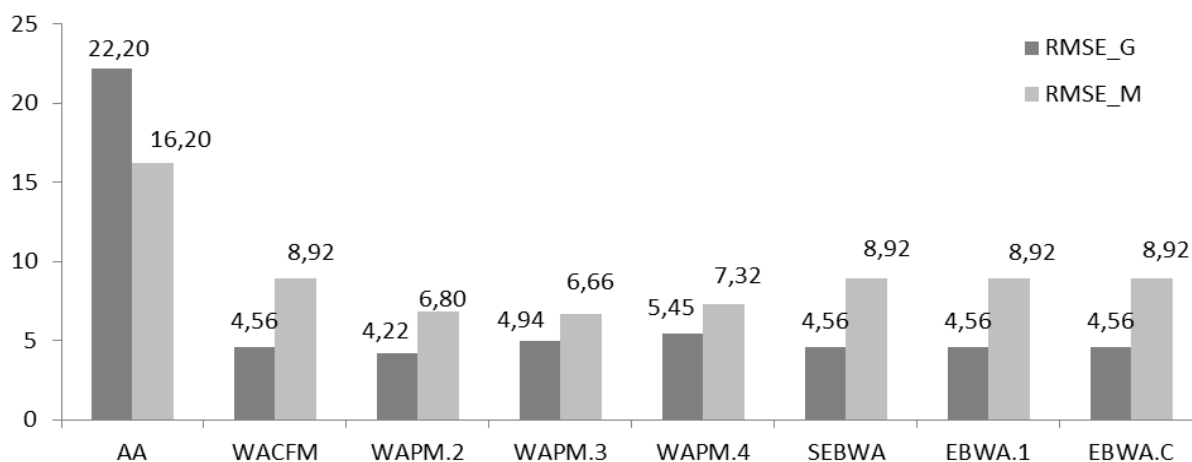
W kolejnym doświadczeniu przebadano zachowanie się testowanych algorytmów, w przypadku gdy amplituda szumu również narasta aż do wartości $2s$, jednak w sposób liniowy opisany następującą funkcją:

$$A_1(i) = s \cdot i / 30, \quad (13)$$

liczba cykli poddawanych uśrednianiu wynosiła natomiast 60, czyli $i \in \{1, 2, \dots, 60\}$.

Uzyskane wyniki w postaci pierwiastka błędu średniokwadratowego dla szumu gaussowskiego (RMSE_G) oraz szumu mięśniowego (RMSE_M) przedstawia rysunek 4. Wyniki na nim zaprezentowane odpowiadają w pewien sposób tym, które są przedstawione na rysunku 2. Warto tu jednak zauważyć, że w odróżnieniu od wyników prezentowanych uprzednio zarówno w przypadku dodania szumu gaussowskiego, jak i mięśniowego pewna grupa algorytmów generuje te same wartości wynikowe (są nimi WACFM, SEBWA, EBWA.1 oraz EBWA.C). Wynika to zapewne z faktu, że metody te pozwalają, w specyficznych przypadkach, na przypisanie tylko jednej niezerowej wagi dla cyklu uznanego przez nie za najmniej zniekształcony (w przypadku tego eksperymentu, ze względu na znany poziom zakłóceń w każdym cyklu, można stwierdzić, że taki cykl istnieje i łatwo wskazać ten cykl, gdyż jest to pierwszy z kolei - każdy następny charakteryzuje się większą amplitudą zakłóceń). Minimalna liczba niezerowych wag w metodzie WAPM jest natomiast równa liczbie rozłącznych

podzbiorów wszystkich cykli, co - jak pokazuje rysunek 4 - w pewnych sytuacjach może być zaletą.



Rys. 4. Wyniki uśredniania 60 cykli dla liniowo narastającej amplitudy szumu
Fig. 4. Results for averaging 60 cycles in case of linearly increasing amplitude of the noise

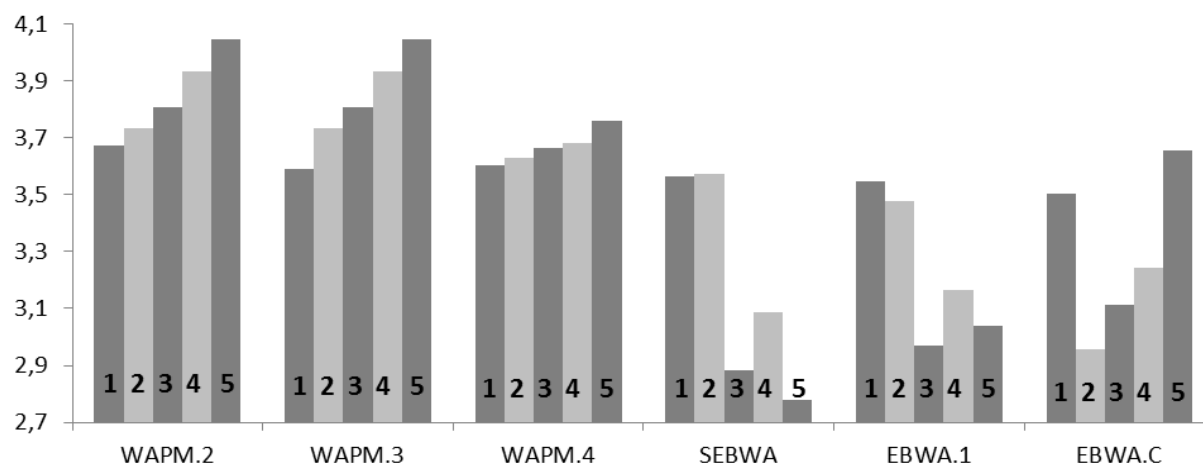
3.3. Badanie wpływu liczby rozmytych grup na skuteczność testowanych metod

W niniejszej sekcji zostaną opisane wyniki eksperymentów numerycznych, w których deterministyczny sygnał ANE20000 został 60-krotnie powielony i zniekształcony białym szumem gaussowskim o zmiennej wariancji w poszczególnych cyklach, jednak stałej w zakresie pojedynczego cyklu. Zmianę amplitudy tych zakłóceń opisuje wzór (12). Tak przygotowany sygnał był poddawany procedurze uśredniania z uwzględnieniem rozmytego podziału zbioru próbek wchodzących w skład pojedynczych cykli. Jednak ze względu na niestabilność numeryczną algorytmu WACFM wyniki uzyskiwane w przypadku tej metody zostały pominięte (w wielu przypadkach podczas eksperymentów numerycznych wartości błędów przekraczały nawet górną granicę zakresu reprezentacji liczb w komputerze).

Rysunek 5 przedstawia otrzymane wyniki jako wartości pierwiastka błędu średniokwadratowego w przypadkach bez podziału oraz z podziałem na grupy: 2, 3, 4 oraz 5 grup. Na rysunku tym poszczególnym metodom odpowiada pięć kolejnych kolumn oznaczonych numerami od 1 do 5, które symbolizują brak podziału (wszystkie poddawane uśrednianiu cykle tworzą jedną grupę) oraz liczbę rozmytych grup w ramach pojedynczego cyklu. W przypadku rozmytego podziału posłużono się gaussowską funkcją przynależności ze zmiennym parametrem położenia $a_k = (k - 0,5) \cdot L / K$ oraz stałym parametrem skali $b = 0,25 \cdot L / K$, zdefiniowaną wzorem:

$$\mu_{(a_k, b)}(j) = \exp\left(-\left(\frac{j - a_k}{b}\right)^2\right), \quad (14)$$

gdzie $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, K zaś jest liczbą rozmytych grup.



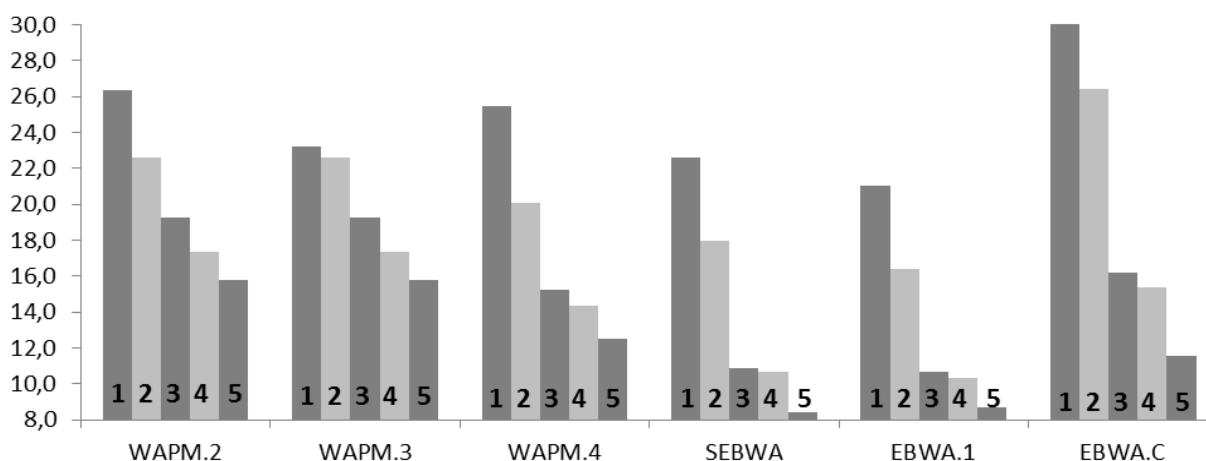
Rys. 5. Wyniki rozmytego uśredniania w przypadku szumu gaussowskiego
 Fig. 5. Results for fuzzy averaging in case of Gaussian noise

Na rysunku 5 kolumny z numerem 1 oznaczają brak podziału, tak więc odpowiadają sytuacji przedstawionej na rysunku 2 dla $RMSE_G$. Ze względu na inną realizację gaussowskiej zmiennej losowej reprezentującej zakłócenia błędy średniokwadratowe są nieco inne, jednak można zauważyć tu duże podobieństwo, gdyż w tym przypadku pierwiastki błędu średniokwadratowego wahają się od wartości 3,50 dla metody EBWA.C do 3,67 dla metody WAPM.2 (poprzednio minimum wynosiło 3,57, a maksimum 3,73, a uwzględniając nieobecność tu metodę WACFM - nawet 3,83). Analizując, jak zmieniają się wartości błędów dla zwiększającej się liczby rozmytych grup w przypadku kolejnych metod, można zauważyć rosnące błędy w przypadku metody WAPM. W przypadku metod bayesowskich charakter zmian nie jest natomiast tak jednoznaczny, jednak na szczególną uwagę zasługuje tu metoda SEBWA, która w przypadku podziału na trzy rozmyte grupy skutkuje wartością RMSE równą 2,88, a w przypadku podziału na pięć takich grup – wartością 2,78. Najlepsza wartość RMSE dla metody EBWA.1 wynosi 2,97 dla podziału na trzy grupy, a dla metody EBWA.C – 2,96 dla dwóch grup.

Ostatnia seria eksperymentów numerycznych dotyczyła sytuacji, w której nie jest spełnione założenie, że zakłócenia mają charakter gaussowski. Przeanalizowano bowiem zachowanie się metod w przypadku szumu impulsowego reprezentowanego przez realizację zmiennej losowej o rozkładzie Cauchy'ego z parametrem położenia równym zero i parametrem skali równym $0,05s$, gdzie s to próbkowe odchylenie standardowe składowej deterministycznej, czyli sygnału ANE20000. Otrzymane wyniki jako wartości pierwiastka błędu średniokwadratowego przedstawia rysunek 6, na którym zastosowano konwencję oznaczeń analogiczną do rysunku 5.

W tym przypadku wartość RMSE dla uśredniania arytmetycznego wynosiła 2143,18, wartości odpowiadające metodom ważonego uśredniania były zaś niemal 100 razy lepsze i wahały się od 21,00 dla metody EBWA.1 do 30,63 dla metody EBWA.C (co stanowi pewną

ciekawostkę, gdyż do tej pory we wszystkich eksperymentach numerycznych bez rozmytego podziału metoda ta dawała najlepsze rezultaty). Warto przy tym zauważyć, że w przypadku wszystkich prezentowanych tu metod zwiększająca się liczba rozmytych grup skutkuje zmniejszaniem się wartości błędów. Tak więc użycie rozmytego ważonego uśredniania okazuje się szczególnie skuteczne w przypadku szumów typu impulsowego, aczkolwiek trzeba mieć świadomość, że w rzeczywistych zastosowaniach tak znaczne zakłócenia widoczne w pobranym sygnale EKG będą powodowały raczej odrzucanie zniekształconych cykli, które w ogóle nie będą poddawane procedurze uśredniania.



Rys. 6. Wyniki rozmytego uśredniania w przypadku szumu Cauchy'ego

Fig. 6. Results for fuzzy averaging in case of Cauchy noise

Podsumowując wszystkie wyniki przeprowadzonych eksperymentów numerycznych, można stwierdzić, że zastosowanie metod wykorzystujących wnioskowanie bayesowskie prowadzi do nieco lepszych rezultatów w porównaniu do metod bazujących na minimalizacji funkcji kryterialnych. Warto również zwrócić uwagę na wyraźną poprawę skuteczności działania algorytmów bayesowskich wraz z rozmytym grupowaniem próbek w poszczególnych cyklach, a jest ona szczególnie widoczna w przypadku zastosowania metody SEBWA.

BIBLIOGRAFIA

1. Augustyniak P.: Adaptive wavelet discrimination of muscular noise in the ECG. *Computers in Cardiology*, 2006, Vol. 33, s. 481÷484.
2. Bruce E. N.: *Biomedical signal processing and signal modeling*. Wiley, New York 2001.
3. Jane R., Rix H., Caminal P., Laguna P.: Alignment methods for averaging of high-resolution cardiac signals: a comparative study of performance. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 38, No. 6, 1991, s. 571÷579.

4. Kotas M.: Nonlinear projective filtering of ECG signals, [in:] Mello C.A.B. (ed.): Biomedical engineering. InTech, 2009, s. 433÷452.
5. Łęski J.: Robust weighted averaging. IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 49, No. 8, 2002, s. 796÷804.
6. Momot A.; Momot M., Łęski J.: The Fuzzy Relevance Vector Machine and its Application to Noise Reduction in ECG Signal. J. Med. Inform. Technol., Vol. 9, 2005, s. 99÷106.
7. Momot A., Momot M., Łęski J.: Weighted Averaging of ECG Signals Based on Partition of Input Set in Time Domain. J. Med. Inform. Technol., Vol. 11, 2007, s. 165÷170.
8. Momot A., Momot M., Łęski J.: Bayesian and empirical Bayesian approach to weighted averaging of ECG signal. Bull. Pol. Acad. Sci., Technol. Sci., Vol. 55, No. 4, 2007, s. 341÷350.
9. Momot A.: Weighted Averaging of ECG Signal Using Criterion Function Minimization. Advances in Soft Computing, Vol. 47, 2008, s. 267÷274.
10. Momot A., Momot M.: Empirical Bayesian Approach to Weighted Averaging of ECG Signal Using Cauchy Distribution. Advances in Soft Computing, Vol. 47, 2008, s. 275÷282.
11. Momot A., Momot M.: Przechowywanie i zarządzanie zapisami elektrokardiograficznymi – standaryzacja danych. Bazy danych: rozwój metod i technologii. Bezpieczeństwo, wybrane technologie i zastosowania. WKŁ, Warszawa 2008, s. 265÷276.
12. Momot A.: Fuzzy Weighted Averaging of Biomedical Signal Using Bayesian Inference. Advances in Intelligent and Soft Computing, Vol. 59, 2009, s. 133÷140.

Wpłynęło do Redakcji 20 stycznia 2012 r.

Abstract

One of the methods of noise attenuation in case of signals with repetitive patterns is averaging in time domain. This paper presents several methods of weighted averaging, namely methods which are based on criterion function minimization (WACFM, WAPM) and on Bayesian inference (EBWA.1, EBWA.C, SEBWA). For all the methods there is possible fuzzy extensions, which use the fuzzy partition of each signal cycle. Performance of the presented methods is experimentally evaluated and compared with the traditional averaging algorithm. The presented performance comparison of all described methods uses a synthetic ECG signal, namely ANE20000 from CTS database.

This study reveals the fundamental differences among the weighted averaging methods and presents, through several numerical experiments, how these differences affect the quality of the averaged signal. The results of experiments show supremacy of the methods using Bayesian inference. Moreover it is worth noting the marked improvement in the performance of Bayesian algorithms with fuzzy grouping of samples in each cycle, and it is particularly evident in cases where the method SEBWA is used.

Adres

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