

# ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ РАДІОТЕХНІКИ В ІНШИХ ГАЛУЗЯХ НАУКИ І ТЕХНІКИ

УДК 621.372; 616.12-073.7

DOI:10.30837/rt.2020.2.201.20

*Н.О. ТУЛЯКОВА, канд. техн. наук, О.М. ТРОФИМЧУК, д-р техн. наук*

## АДАПТИВНІ АЛГОРИТМИ ФІЛЬТРАЦІЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМИ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ З БАГАТОРІВНЕВОЮ ОЦІНКОЮ ШУМУ

### Вступ

У більшості практичних ситуацій шумова складова сигналу електрокардіограми (ЕКГ) має нестаціонарну природу: різний апріорно невідомий рівень дисперсії в часі. Прикладом складного нестаціонарного шуму в ЕКГ є електроміографічний (ЕМГ) шум, що виникає внаслідок скорочення або напруженості м'язових волокон у околі накладення електродів. Такий шум відноситься до внутрішніх (фізіологічних) завад, отже, реєструється та посилюється в суміші з корисним сигналом. ЕМГ шум має широкий апріорно невідомий спектр частот, що істотно перетинається зі спектром ЕКГ, і може мати різний рівень дисперсії [1 – 4]. Також існує метод діагностики, коли вимірюється саме ЕМГ сигнал з метою виявлення порушень у функціонуванні різних груп м'язів, спричинених нейро-м'язовими хворобами [5, 6], а ЕКГ сигнал, що накладається на ЕМГ, є завадою, яка особливо впливає при дослідженнях верхніх м'язів з лівого боку. Одним із способів усунення ЕКГ артефакту є адаптивний компенсатор, що оптимально налаштовує вектор вагових коефіцієнтів фільтра так, щоб отримати вихідний сигнал, максимально близький до завади, який потім віднімається із вхідного сигналу [6, 7], але для цього методу потрібен одночасний з'йом опорного сигналу, що сильно корелює із сигналом завади. Іншим підходом, що не потребує додаткових технічних засобів – відповідно, подорожчання ЕМГ приладів, є застосування фільтрації для придушення шумоподібного ЕМГ сигналу в ЕКГ з подальшим відніманням ЕКГ із змішаного сигналу [8 – 10].

На сьогодні запропоновано різні адаптивні алгоритми фільтрації шуму в ЕКГ, яким притаманні як певні переваги, так і недоліки, зокрема більшість з них використовує припущення стаціонарності шуму, а в разі здійснення оперативної обробки сигналу в реальному часі, як правило, алгоритми фільтрації втрачають й у ефективності [11 – 13]. Як говорилося раніше, ЕМГ шум може істотно варіюватися, мати нестаціонарні, наперед невідомі характеристики, тож проблема усунення цієї завади без суттєвого спотворення корисного сигналу й на сьогодні залишається складною й актуальною.

Високу ефективність придушення ЕМГ шуму в ЕКГ забезпечують адаптивні алгоритми на основі ортогональних дискретних косинусних і вейвлетних перетворень [3, 14 – 16], однак вони не швидкі. Також, внаслідок застосування порогових операцій при усіченні ряду ортогональних функцій, для даних алгоритмів притаманний прояв ефекту Гіббса у вигляді низько-амплітудних сплесків та осциляцій у околі різких змін сигналу [16].

Прості та високоефективні алгоритми з динамічною зміною довжини інтервалу апроксимації залежно від оцінок крутизни (швидкості зростання/спадання) сигналу запропоновано в [2, 3, 17, 18], але вони не чутливі до рівня шуму і не реалізуються в реальному часі. Апроксимація здійснюється по оптимальному за критерієм найменших квадратів [11, 12] алгоритму Савицького – Голея [19]. У подальшому розроблено динамічні апроксимуючі алгоритми, що адаптують розмір вікна не тільки до змін у спектральному складі сигналу, але й до рівня шуму, крім того, для них можливе застосування в псевдореальному часі [20 – 23].

У роботах [24 – 32] запропоновано альтернативний гнучкій адаптації параметрів алгоритму фільтрації [2, 3, 9, 17, 18, 22, 23] підхід, що полягає в застосуванні адаптивного до поведінки сигналу та рівня шуму перемикавання наборів підходящих параметрів фільтра для обробки локальної ділянки сигналу (в околі поточного відліку, що відповідає центральному

положенню ковзного вікна). Ці алгоритми дозволяють здійснювати швидку обробку ЕКГ у режимі реального часу, крім того, мають кращі показники якості порівняно з динамічними апроксимуючими фільтрами [24, 29, 32]. Уперше запропоновано [32] сигнально- та шумозалежний метод фільтрації нестационарного шуму в ЕКГ у реальному часі. У цьому методі не застосовується фільтрація високочастотного QRS-комплексу при дуже низькому рівні шуму, що дозволяє краще зберегти важливі діагностичні параметри; у той самий час, завдяки адаптивному до сигналу та до рівня шуму вибору параметрів фільтрації забезпечується високий ступінь придушення нестационарного шуму. Подальший розвиток методу з метою покращення якості обробки ЕКГ представлено в цьому дослідженні.

Таким чином, метою розробки описаних у статті адаптивних алгоритмів є:

- адаптація параметрів фільтра до локальної поведінки сигналу й до рівня шуму, внаслідок цього забезпечення мінімальних помилок, що вносяться при фільтрації в корисну складову сигналу, та високоефективного придушення нестационарного шуму;
- відсутність фільтрації QRS-комплексу чи застосування малого розміру вікна, якщо рівень шуму дуже низький, це дозволить не викривлювати важливі діагностичні параметри;
- застосування повторної фільтрації для кращого придушення шуму;
- швидка обробка сигналу в режимі реального часу.

### Адаптивний метод придушення нестационарного шуму з багаторівневою оцінкою дисперсії шуму

За основу розробки адаптивного методу [32] взятий нелінійний фільтр Хемпела [33 – 35], що описується такою формулою

$$y_i^{Hamp} = \begin{cases} x_i, & \text{if } |x_i - m_i| \leq tS_i^{Mad}; \\ m_i, & \text{else,} \end{cases} \quad (1)$$

де  $x_i$  – центральний елемент у ковзному вікні даних;  $m_i$  – медіана вибірки значень дискретного сигналу ковзному вікні;  $S_i^{Mad}$  – абсолютне медіанне відхилення (*Mad* – *median absolute deviation*), що обчислюється як

$$S_i^{Mad} = 1,4826 \text{ median} \{ |x_1 - m_i|, |x_2 - m_i|, \dots, |x_N - m_i| \}, \quad (2)$$

де 1,4826 – коефіцієнт для гаусового розподілу ймовірностей випадкових значень  $x_j, j=1..N$ , у межах вікна довжиною  $N$  [16, 36];  $t$  – поріг, що підбирається емпірично.

В якості компонентів розробленого методу [32] запропоновано застосовувати прості та оптимальні за критерієм найменших квадратів лінійні фільтри Савицького – Голея (SG) [19] та ковзного середнього (MAF – moving averaging filter) [11], що задаються таким чином:

$$y_i^{SG} = \sum_{j=-n}^n c_j x_{i+j} / K, \quad (3)$$

де  $y_i$  – сигнал на виході алгоритму, що відповідає  $i$ -му дискретному моменту в часі та індексу центрального елемента в ковзному вікні даних;  $x_{i+j}$  – значення вхідного сигналу в ковзному вікні даних розміром  $N = 2n + 1$ , де  $n$  – довжина сегментів інтервалу апроксимації, що мають спільну точку з індексом  $i$ ;  $c_j = 3n^2 + 3n - 1 - 5j^2$  – вагові коефіцієнти фільтра;  $K = (2n + 1)(4n^2 + 4n - 3) / 3$  – коефіцієнт нормування;

$$y_i^{MAF} = \sum_{j=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} x_{i+j}, \quad (4)$$

де  $i$  – індекс центрального відліку в ковзному вікні непарної довжини  $N$ .

Для адаптивного перемикання компонентних фільтрів залежно від характеру поведінки сигналу (повільної або швидкої його зміни) запропоновано [32] застосовувати згладжені значення порогових параметрів фільтра Хемпела (1):

$$r_i^f = \text{mean}\{r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_{N_1}\}, \quad th_i^f = \text{mean}\{th_1, th_2, \dots, th_i, \dots, th_{N_2}\}, \quad (5)$$

де  $r_i = |x_i - m_i|$  – абсолютне значення різниці між центральним  $x_i$  та медіанним  $m_i$  елементами у вікні даних розміром  $N$ ;  $th_i = t S_i^{Mad}$  – абсолютне медіанне відхилення (2), помножене на фіксований поріг  $t$ ;  $N_1, N_2$  – розміри вікон для згладжування порогових параметрів фільтра Хемпела  $r_i, th_i$  (1) відповідно.

Запропоновано використовувати згладжене значення одного з параметрів фільтра Хемпела (5)  $r_i^f$  або  $th_i^f$  також й для спрощеної оцінки дисперсії шуму через порівняння із заданими порогами, що умовно визначають рівні шуму [32]. Така оцінка рівня шуму дещо приблизна, але практично не ускладнює алгоритм фільтрації й майже не впливає на швидкість обробки сигналу в реальному часі. Для того щоб здебільшого правильно визначати рівні шуму, оцінка здійснюється тільки на ділянках повільної зміни сигналу, коли виконується умова  $r_i^f > th_i^f$ . Залежно від оцінок рівня шуму перемикаються набори фільтрів, параметри яких підібрані для різних рівнів шуму, та з обраного набору застосовується фільтр, що більш підходить для локальної (в околі поточного  $i$ -го відліку) ділянки сигналу [32].

У якості компонентів запропонованого методу також можуть застосовуватися адаптивні міріадні фільтри з сигнально-залежною зміною параметра лінійності міріади та розміру вікна [25 – 29, 36, 37]. Проте лінійна апроксимація (3) – (4) є стійкою, простішою та оптимальною для гаусова шуму [29, 32]. У той самий час, адаптивні міріадні фільтри краще придушують імпульсний шум, що описується симетричним  $\alpha$ -стабільним розподілом з більш тяжкими, ніж гаусові, хвостами [29, 36 – 39]. Крім того, міріадна фільтрація здатна усувати викиди та зберігати різкі зміни сигналу типу стрибка функції [40].

У даній роботі з метою покращення динамічних властивостей (зменшення помилок, що вносяться в сигнал при фільтрації) та кращого придушення шуму пропонується збільшити кількість рівнів шуму для їх оцінки та, відповідно, наборів фільтрів для адаптивного перемикання. Для цього додані порівняння попередньо обчислюваної оцінки рівня шуму з більшою кількістю порогів. З метою оцінки рівня шуму скористаємося змінними-прапорцями:

$$\hat{n}_i = \begin{cases} vln_1 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (r_i^f < \eta_1), \\ vln_2 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_1 \geq r_i^f < \eta_2), \\ ln_1 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_2 \geq r_i^f < \eta_3), \\ ln_2 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_3 \geq r_i^f < \eta_4), \\ mn_1 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_4 \geq r_i^f < \eta_5), \\ mn_2 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_5 \geq r_i^f < \eta_6), \\ hn_1 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_6 \geq r_i^f < \eta_7), \\ hn_2 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_7 \geq r_i^f < \eta_8), \\ vhn_1 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (\eta_8 \geq r_i^f < \eta_9), \\ vhn_2 = \text{true, if } (r_i^f > th_i^f) \wedge (r_i^f \geq \eta_9); \end{cases} \quad (6)$$

де  $vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2$  – булеві змінні, що визначають такі рівні шуму: “дуже низький” ( $vln_1, vln_2$  – *very low noise*), “низький” ( $ln_1, ln_2$  – *low noise*), “середній”

( $mn_1, mn_2$  – middle noise), “високий” ( $hn_1, hn_2$  – high noise), “дуже високий” ( $vhn_1, vhn_2$  – very high noise);  $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5, \eta_6, \eta_7, \eta_8, \eta_9$  – пороги, що підбираються емпірично.

Таке ускладнення адаптивного алгоритму [32] в дійсності несуттєво сповільнює обчислення, оскільки умови перевіряються вниз по гілці розгалуження, і при першому виконанні однієї з умов наступні за оператором “else” дії не виконуються

Пропонується багаторівневий (десять рівнів оцінки шуму) адаптивний алгоритм Хемпела з шумо- та сигнально-залежним перемиканням фільтрів, що описується так:

$$y_i^{AH} = \begin{cases} y_i^{fs1}, & \text{if } (vln_1 = true) \wedge (vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs2}, & \text{if } (vln_2 = true) \wedge (vln_1, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs3}, & \text{if } (ln_1 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs4}, & \text{if } (ln_2 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs5}, & \text{if } (mn_1 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs6}, & \text{if } (mn_2 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, hn_1, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs7}, & \text{if } (hn_1 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_2, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs8}, & \text{if } (hn_2 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, vhn_1, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs9}, & \text{if } (vhn_1 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_2 = false), \\ y_i^{fs10}, & \text{if } (vhn_2 = true) \wedge (vln_1, vln_2, ln_1, ln_2, mn_1, mn_2, hn_1, hn_2, vhn_1 = false); \end{cases} \quad (7)$$

де  $y_i^{AH}$  – вихідний сигнал адаптивного методу;  $y_i^{fsk}$  –  $k$ -й набір компонентних фільтрів ( $fs$  – filters set),  $k=1..10$ .

У кожному наборі компонентних фільтрів перемикаються фільтри Савицького – Голея (3), що ймовірно будуть застосовуватися для обробки високочастотного  $QRS$ -комплексу та  $P$ ,  $T$ -хвиль ЕКГ, та фільтр ковзного середнього (4), що, як передбачається, буде використано на ізопотенціальних ділянках сигналу. У першому наборі для обробки  $QRS$ -комплексу при дуже низькому рівні шуму фільтрація не застосовується. Набори фільтрів описуються так:

$$y_i^{fs1} = \begin{cases} x_i, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_1), \\ y_i^{SG(N_{2,1})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_1), \\ y_i^{MAF(N_{3,1})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} \quad y_i^{fs2} = \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,2})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_2), \\ y_i^{SG(N_{2,2})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_2), \\ y_i^{MAF(N_{3,2})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases}$$

$$y_i^{fs3} = \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,3})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_3), \\ y_i^{SG(N_{2,3})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_3), \\ y_i^{MAF(N_{3,3})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} \quad y_i^{fs4} = \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,4})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_4), \\ y_i^{SG(N_{2,4})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_4), \\ y_i^{MAF(N_{3,4})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases}$$

$$\begin{aligned}
y_i^{fs5} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,5})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_5), \\ y_i^{SG(N_{2,5})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_5), \\ y_i^{MAF(N_{3,5})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} & y_i^{fs6} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,6})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_6), \\ y_i^{SG(N_{2,6})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_6), \\ y_i^{MAF(N_{3,6})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} \\
y_i^{fs7} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,7})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_7), \\ y_i^{SG(N_{2,7})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_7), \\ y_i^{MAF(N_{3,7})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} & y_i^{fs8} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,8})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_8), \\ y_i^{SG(N_{2,8})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_8), \\ y_i^{MAF(N_{3,8})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} \\
y_i^{fs9} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,9})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_9), \\ y_i^{SG(N_{2,9})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_9), \\ y_i^{MAF(N_{3,9})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases} & y_i^{fs10} &= \begin{cases} y_i^{SG(N_{1,10})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f < \tau_{10}), \\ y_i^{SG(N_{2,10})}, & \text{if } (r_i^f \leq th_i^f) \wedge (th_i^f \geq \tau_{10}), \\ y_i^{MAF(N_{3,10})}, & \text{if } (r_i^f > th_i^f); \end{cases}
\end{aligned} \tag{8}$$

де  $x_i$  –  $i$ -й відлік вхідного сигналу;  $y_i^{SG(N_{j,k})}$ ,  $y_i^{MAF(N_{j,k})}$  – вихідні сигнали алгоритмів Савицького – Голея ( $SG$ ) та фільтру ковзного середнього ( $MAF$ );  $N_{j,k}$  – розмір ковзного вікна  $j$ -го компонентного фільтра з  $k$ -го набору,  $j=1..3$ ,  $k=1..10$ ;  $r_i^f$ ,  $th_i^f$  – згладжені порогові параметри фільтру Хемпела (5);  $\tau_k$  – пороги для розрізнення  $QRS$ -комплексу від  $P$ ,  $T$ -хвиль.

Переваги запропонованого адаптивного методу придушення нестационарного шуму:

- залежно від оцінок рівня шуму та характеру зміни сигналу автоматично вибирається більш відповідний набір фільтрів та перемикається фільтр з кращими для локальної обробки сигналу параметрами;

- у разі відсутності або дуже низького рівня шуму не застосовується фільтрація до  $QRS$ -комплексу, це дозволяє краще зберегти важливі діагностичні ознаки в ЕКГ;

- стійкість до апріорної невизначеності моделі сигналу та дисперсії шуму;

- не потребують часу для адаптації параметрів фільтру;

- реалізація швидкої обробки сигналу в реальному часі.

Однак можна виокремити й певні недоліки методу:

- параметри алгоритму та пороги постійні і в процесі фільтрації не оптимізуються;

- оцінки рівня шуму неточні, обчислюються тільки на ділянках повільної зміни сигналу.

### Адаптивні алгоритми

Пропонуються наступні варіанти адаптивних алгоритмів на основі розробленого методу:

- $АН_{1P}$  – однопрохідний алгоритм; має найкращу швидкодію: затримка обробки (різниця між дискретними моментами часу на виході та вході алгоритму) складає  $t = ([N - 1] / 2 + [\max(N_1, N_2) - 1] / 2) * \Delta t$ , де  $N$  – розмір попереднього вікна для отримання оцінок медіани та абсолютного медіанного відхилення (2) та обчислення порогових параметрів  $r_i$ ,  $th_i$  фільтра Хемпела (1);  $N_1$ ,  $N_2$  – розміри вікон для згладжування параметрів  $r_i$ ,  $th_i$  (5);  $\Delta t$  – інтервал дискретизації в часі;

- $АН_{2P}$  – двопрохідний алгоритм, що завдяки повторній фільтрації краще придушує шум; затримка обробки для цього алгоритму збільшується вдвічі;

- АН<sub>ЗР</sub> – трипрохідний алгоритм для збільшення ступеня придушення шуму; проте затримка обробки зростає втричі;
- АН<sub>ЗР'</sub> – трипрохідний алгоритм, що самоналаштовується на другий і третій прохід фільтрації залежно від оцінок рівня шуму: *if not ((vln<sub>1</sub> = true) or (vln<sub>2</sub> = true))*. Доцільність розробки цього алгоритму обумовлена забезпеченням менших помилок внаслідок незастосування повторної фільтрації на ділянках швидкої зміни сигналу при дуже низькому рівні шуму й кращого придушення шуму при зростанні його дисперсії завдяки повторній обробці.

### Модель сигналу та завад. Критерії ефективності

Для дослідження ефективності розроблених адаптивних фільтрів за допомогою численого моделювання (методом Монте-Карло) був вибраний “чистий” (без шуму) сигнал ЕКГ при частоті дискретизації 1 кГц. Використано сигнал ANE20000.IEC з відведення I з бази даних CTS Дані у вихідних сигналах ANE20000.IEC подані цілочисельними значеннями зі знаком, роздільна здатність сигналів 1 мкВ / біт. Значення відліків сигналу виміряні у мВ. ЕКГ ANE20000 характеризуються частотою сердечних скорочень 60 ударів за хвилину.

З метою кількісної оцінки ефективності фільтрів використано загальноприйняті критерії середньоквадратичної помилки (СКП) та відношення сигнал-шум (ВСШ) [35]:

$$\chi = \sum_{j=1}^{N_R} (\sum_{i=1}^I (y_i^f - s_i)^2 / I) / N_R, \quad (9)$$

$$q = \sum_{j=1}^{N_R} (\sum_{i=1}^I 10 \lg((s_i - \bar{s})^2 / (y_i^f - s_i)^2)) / N_R, \quad \bar{s} = \sum_{i=1}^I s_i / I, \quad (10)$$

де  $\chi$ ,  $q$  – критерії СКП і ВСШ відповідно;  $i$  – індекс відліків сигналу;  $I$  – довжина сигналу;  $y_i^f$  – вихідний сигнал фільтру;  $s_i$  – істинний (“чистий”) сигнал;  $\bar{s}$  – середнє значення чистого сигналу;  $N_R$  – кількість реалізацій тестового сигналу із симульованим шумом.

### Вибір параметрів адаптивних алгоритмів

Параметри запропонованих адаптивних алгоритмів підібрано численним моделюванням для тестового сигналу ЕКГ, виходячи з критерію мінімуму інтегральних значень СКП (9) для різних рівнів адитивного гаусова шуму. Зауважимо, що для інших сигналів ЕКГ, з іншою частотою дискретизації, оптимальні параметри фільтрів можуть різнитися.

Для отримання оцінок медіани та абсолютного медіанного відхилення (2) та обчислення поточних значень параметрів фільтра Хемпела  $r_i$ ,  $th_i$  (1) застосовано попереднє вікно розміром  $N=21$ , встановлено поріг  $t=0,6$ . Для згладжування параметрів  $r_i$ ,  $th_i$  використані вікна  $N_1=21$ ,  $N_2=37$  відповідно. Для спрощеної попередньої оцінки рівня шуму за допомогою прапорців (6) підібрано такі пороги:  $\eta_1=0,001$ ;  $\eta_2=0,003$ ;  $\eta_3=0,008$ ;  $\eta_4=0,012$ ;  $\eta_5=0,016$ ;  $\eta_6=0,03$ ;  $\eta_7=0,04$ ;  $\eta_8=0,08$ ;  $\eta_9=0,16$ . Параметри компонентів для наборів фільтрів (8) такі:  $\{N_{2,1}=11, N_{3,1}=21\}$ ;  $\{N_{1,2}=7, N_{2,2}=15, N_{3,2}=29\}$ ;  $\{N_{1,3}=9, N_{2,3}=17, N_{3,3}=31\}$ ;  $\{N_{1,4}=11, N_{2,4}=19, N_{3,4}=31\}$ ;  $\{N_{1,5}=15, N_{2,4}=21, N_{3,5}=31\}$ ;  $\{N_{1,6}=19, N_{2,6}=23, N_{3,6}=33\}$ ;  $\{N_{1,7}=23, N_{2,7}=25, N_{3,7}=35\}$ ;  $\{N_{1,8}=25, N_{2,8}=29, N_{3,8}=35\}$ ;  $\{N_{1,9}=29, N_{2,9}=31, N_{3,9}=35\}$ ;  $\{N_{1,10}=31, N_{2,10}=31, N_{3,10}=35\}$ . Порогові значення для розрізнення QRS-комплексу від P, T-хвиль ЕКГ (8):  $\tau_1=0,015$ ;  $\tau_2=0,02$ ;  $\tau_3=0,03$ ;  $\tau_4=0,035$ ;  $\tau_5=0,04$ ;  $\tau_6=0,05$ ;  $\tau_7=0,06$ ;  $\tau_8=0,07$ ;  $\tau_9=0,08$ ;  $\tau_{10}=0,08$ .

### Аналіз результатів дослідження

Проаналізуємо ефективність розроблених адаптивних алгоритмів фільтрації нестационарного шуму в ЕКГ на основі отриманих численним моделюванням статистичних оцінок якості (таблиця). Обчислені усереднені для великої кількості реалізацій показники ефективності за критеріями СКП (9) та ВСШ (10) для всього модельного сигналу ЕКГ тривалістю в один період і для окремих його ділянок: до, після та в межах QRS-комплексу. Моделювався адитивний гаусів шум з різною дисперсією  $\sigma_a^2$ . Для отримання стійких результатів статистичне

усереднення здійснювалося для великої кількості реалізацій тестового сигналу з симульованим випадковим чином шумом  $N_R=200$ .

Фільтр	ЕКГ- період		перед QRS		QRS-комплекс		після QRS	
	СКП	ВСШ	СКП	ВСШ	СКП	ВСШ	СКП	ВСШ
1) $\sigma_a^2=0,000001, N_R=200$ ;								
None	0,000001	43,85	0,000001	28,25	0,000001	50,99	0,000001	40,72
АН <sub>1P</sub>	0,000000	48,37	0,000000	34,15	0,000001	50,74	0,000000	45,57
АН <sub>2P</sub>	0,000000	48,59	0,000000	34,87	0,000001	50,74	0,000000	45,87
АН <sub>3P</sub>	0,000000	48,65	0,000000	35,04	0,000001	50,74	0,000000	45,94
АН <sub>3P'</sub>	0,000000	48,65	0,000000	34,15	0,000001	50,74	0,000000	45,57
2) $\sigma_a^2=0,00001, N_R=200$ ;								
None	0,000010	33,85	0,000010	18,25	0,000010	40,99	0,000010	30,72
АН <sub>1P</sub>	0,000002	42,29	0,000001	27,23	0,000005	44,01	0,000001	40,16
АН <sub>2P</sub>	0,000002	42,47	0,000001	27,66	0,000005	43,95	0,000001	40,53
АН <sub>3P</sub>	0,000002	42,53	0,000001	27,81	0,000005	43,95	0,000001	40,62
АН <sub>3P'</sub>	0,000002	42,34	0,000001	27,51	0,000005	44,00	0,000001	40,22
3) $\sigma_a^2=0,0001, N_R=200$ ;								
None	0,000100	23,85	0,000102	8,25	0,000101	30,99	0,000100	20,72
АН <sub>1P</sub>	0,000012	33,99	0,000010	18,67	0,000028	36,71	0,000009	31,18
АН <sub>2P</sub>	0,000011	34,42	0,000009	19,33	0,000027	36,87	0,000008	31,78
АН <sub>3P</sub>	0,000011	34,46	0,000009	19,40	0,000027	36,87	0,000008	31,84
АН <sub>3P'</sub>	0,000011	34,43	0,000009	19,35	0,000027	36,85	0,000008	31,81
4) $\sigma_a^2=0,001, N_R=200$ ;								
None	0,001001	13,85	0,001018	-1,75	0,001009	20,99	0,000999	10,72
АН <sub>1P</sub>	0,000067	26,57	0,000051	11,76	0,000155	29,32	0,000052	23,76
АН <sub>2P</sub>	0,000061	26,99	0,000045	12,46	0,000151	29,45	0,000046	24,36
АН <sub>3P</sub>	0,000061	27,01	0,000045	12,51	0,000151	29,45	0,000045	24,39
АН <sub>3P'</sub>	0,000061	26,99	0,000045	12,48	0,000152	29,45	0,000046	24,36
5) $\sigma_a^2=0,01, N_R=200$ ;								
None	0,010011	3,85	0,010176	-11,75	0,010088	10,99	0,009986	0,72
АН <sub>1P</sub>	0,000506	17,78	0,000329	3,83	0,001532	19,39	0,000329	15,77
АН <sub>2P</sub>	0,000464	18,18	0,000292	4,54	0,001434	19,71	0,000298	16,24
АН <sub>3P</sub>	0,000461	18,20	0,000289	4,59	0,001430	19,73	0,000296	16,28
АН <sub>3P'</sub>	0,000461	18,21	0,000289	4,59	0,001429	19,73	0,000296	16,28
6) $\sigma_a^2=0,1, N_R=200$ ;								
None	0,100107	-6,15	0,101758	-21,75	0,100882	0,99	0,099858	-9,28
АН <sub>1P</sub>	0,004751	8,05	0,002892	-5,52	0,015009	9,47	0,003013	6,18
АН <sub>2P</sub>	0,004313	8,49	0,002508	-4,64	0,014074	9,82	0,002667	6,77
АН <sub>3P</sub>	0,004290	8,52	0,002485	-4,57	0,014052	9,83	0,002644	6,81
АН <sub>3P'</sub>	0,004289	8,52	0,002482	-4,57	0,014048	9,83	0,002643	6,82

При дуже низькому рівні шуму (таблиця, ситуації 1 – 2) розроблені адаптивні алгоритми АН<sub>1P</sub>, АН<sub>2P</sub>, АН<sub>3P</sub>, АН<sub>3P'</sub> є ефективними, оскільки придушують шум на низькочастотних ділянках сигналу ЕКГ та зберігають високочастотний QRS-комплекс, не вносячи помилок у його околі (таблиця, ситуація 1) та застосовуючи вікно малого розміру для придушення шуму при зростанні його дисперсії (таблиця, ситуація 2). Алгоритм АН<sub>3P'</sub>, що налаштовується на другий і третій прохід фільтрації залежно від оцінок рівня шуму, при дуже низькому його рівні діє так само як однопрохідний алгоритм АН<sub>1P</sub>, про що свідчать майже однакові їх показники ефективності. Це є перевагою алгоритму АН<sub>3P'</sub>, оскільки повторна фільтрація не завжди доцільна й може вносити додаткові помилки в сигнал. У цілому, при дуже низькому

рівні шуму (таблиця, ситуації 1 – 2, вхідне ВСШ змінюється від 43,85 до 33,85 дБ) інтегральне ВСШ на виході АН<sub>ЗР'</sub> зросло на 4,8 – 8,5 дБ, а СКП зменшилася в п'ять разів.

При зростанні дисперсії шуму (таблиця, ситуації 3 – 6) становляться наявними переваги застосування повторної фільтрації. У діапазоні зміни дисперсії шуму від низького до середнього рівня (таблиця, ситуації 3 – 4) дво- та трипрохідний алгоритми АН<sub>2Р</sub>, АН<sub>ЗР</sub>, АН<sub>ЗР'</sub> мають майже однакові показники ефективності, а при високому рівні шуму (таблиця, ситуації 5 – 6) незначну перевагу в придушенні шуму має трипрохідний фільтр АН<sub>ЗР</sub>. Алгоритм АН<sub>ЗР'</sub> при зростанні дисперсії шуму забезпечує ефективність, близьку до АН<sub>ЗР</sub>. Узагалі, у змодельованих ситуаціях широкого діапазону зміни дисперсії шуму від низького до дуже високого рівня (таблиця, ситуації 3 – 6, вхідне ВСШ належить інтервалу від 23,85 до -6,15 дБ) інтегральні значення ВСШ на виході АН<sub>ЗР'</sub> зросли на 8,5 – 14,7 дБ, а на виході АН<sub>ЗР</sub> – на 8,7 – 14,7 дБ, а інтегральні значення СКП для цих алгоритмів зменшилися в 9,1 – 23,34 разів.

У межах високочастотного QRS-комплексу показники ефективності такі: на виходах АН<sub>ЗР'</sub>, АН<sub>ЗР</sub>, АН<sub>2Р</sub> при дуже низькому шумі (таблиця, ситуація 2, вхідні ВСШ  $q \approx 41$  дБ і СКП  $\chi \approx 0,00001$ ) ВСШ зросло на 3 дБ, а СКП зменшилася в два рази; при низькому рівні шуму (таблиця, ситуація 3,  $q \approx 31$  дБ,  $\chi \approx 0,0001$ ) ВСШ зросло на 5,9 дБ, а СКП зменшилася в 3,74 раз; при середньому шумі (таблиця, ситуація 4,  $q \approx 21$  дБ,  $\chi \approx 0,001$ ) ВСШ зросло на 8,45 дБ, а СКП зменшилася в 6,7 разів; при високому рівні шуму (таблиця, ситуація 5,  $q \approx 11$  дБ,  $\chi \approx 0,01$ ) ВСШ зросло на 8,7 дБ, СКП зменшилася в 7,1 раз; при дуже високому шумі (таблиця, ситуація 6,  $q \approx 1$  дБ,  $\chi \approx 0,1$ ) ВСШ зросло на 8,84 дБ, а СКП зменшилася в 7,2 раз.

На низькочастотних ділянках ЕКГ у діапазоні від дуже низького до дуже високого рівня шуму (таблиця, ситуації 2 – 6, дисперсія змінювалася від 0,00001 до 0,1) ефективність адаптивних алгоритмів АН<sub>ЗР'</sub>, АН<sub>ЗР</sub>, АН<sub>2Р</sub> така: для частини тестового сигналу перед QRS-комплексом (вхідне ВСШ належить інтервалу від 18,5 до -21,75 дБ) вихідне ВСШ зросло в середньому на 9,5 – 26,4 дБ, а СКП зменшилася в 10 – 41 раз; для частини сигналу після QRS-комплексу (вхідне ВСШ належить інтервалу від 30,7 до -9,3 дБ) вихідне ВСШ зросло на 9,9 – 16,1 дБ, СКП зменшилася в 10 – 37,8 раз.

Високі показники ефективності (таблиця) підтверджуються вихідними сигналами адаптивних алгоритмів (рис. 1 – 5). На рис. 1 наведено графіки помилок, що вносяться при фільтрації, де *a* – чистий сигнал ЕКГ; *б* – помилки алгоритму АН<sub>1Р</sub> (аналогічні для АН<sub>ЗР'</sub>); *в* – помилки алгоритму АН<sub>2Р</sub>; *г* – помилки алгоритму АН<sub>ЗР</sub>. Вихідні сигнали перелічених фільтрів не наводяться, адже візуально їх відмінність від чистого сигналу не помітна. Як бачимо, спотворення сигналу на інтервалі QRS-комплексу відсутні, а флуктуації на низькочастотних ділянках сигналу мінімальні: у межах від -0,5 до 0,5 мкВ, тобто сумірні з тепловими шумами.

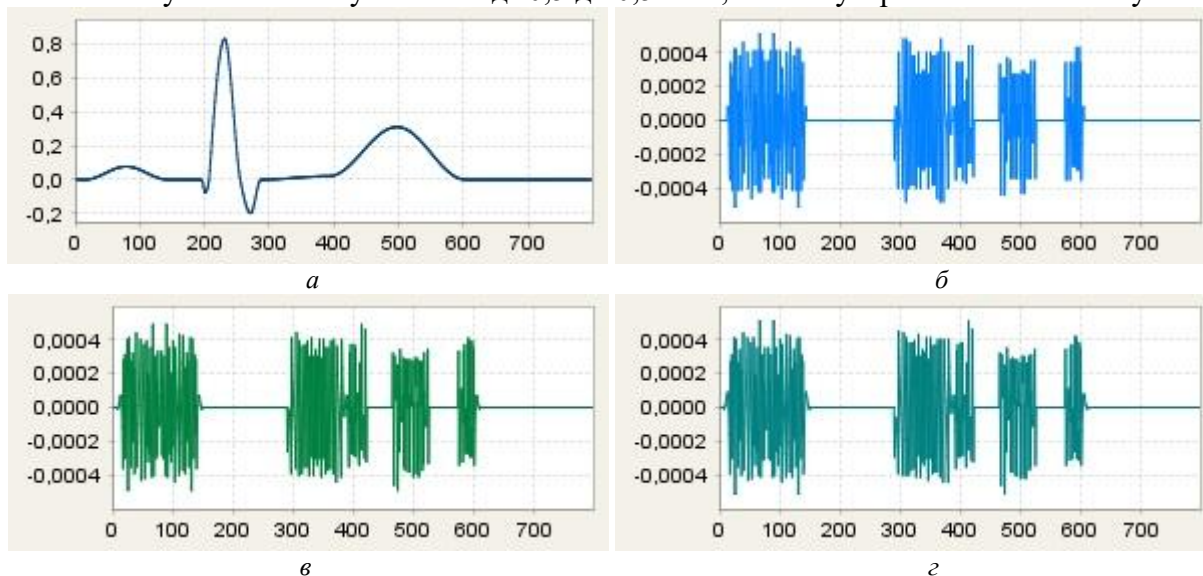


Рис. 1



На рис. 2 наведено результати фільтрації тестового сигналу ЕКГ із адитивним гаусовим шумом з різним рівнем дисперсії, де  $a$  – сигнал ЕКГ із нестационарним шумом;  $b$  – графіки параметрів адаптації: згладжених параметрів фільтра Хемпела  $r_i^f$ ,  $th_i^f$  (5) та прапорців  $\hat{n}_i$ , що приблизно оцінюють рівень шуму (6), помножених на масштабуючий коефіцієнт;  $v$  – вихід однопрохідного алгоритму АН<sub>1Р</sub>;  $z$  – вихід двопрохідного алгоритму АН<sub>2Р</sub>;  $d$  – вихід трипрохідного алгоритму АН<sub>3Р</sub>;  $e$  – вихід алгоритму АН<sub>3Р'</sub> із залежним від оцінок рівня шуму застосуванням другого та третього проходу фільтрації. Моделювалися ситуації дуже низького рівня шуму на ділянках сигналу з індексами 1-200, 4600-4800 ( $\sigma_a^2=0,000001$ ) та на ділянках з індексами 201-400, 4400-4599 ( $\sigma_a^2=0,00001$ ); низького рівня шуму на ділянках з індексами 401-600, 2794-2999, 4200-4399 ( $\sigma_a^2=0,0001$ ); середнього рівня шуму на ділянках з індексами 601-799, 1601-2195, 2595-2793, 3000-3399, 3800-4199 ( $\sigma_a^2=0,001$ ); високого рівня шуму на ділянках з індексами 800-999, 1401-1600, 2196-2594, 3400-3799 ( $\sigma_a^2=0,01$ ); дуже високого шуму на ділянці з індексами 1000-1400 ( $\sigma_a^2=0,1$ ). На рис. 3 показано залишковий шум на виходах адаптивних алгоритмів: де  $a$  – гаусів шум із змінним рівнем дисперсії;  $b$  – залишковий шум на виході алгоритму АН<sub>1Р</sub>;  $v$  – залишковий шум на виході алгоритму АН<sub>2Р</sub>;  $z$  – залишковий шум на виході алгоритму АН<sub>3Р</sub>;  $d$  – залишковий шум на виході алгоритму АН<sub>3Р'</sub>;  $e$  – графіки зміни вікна при першому, другому та третьому проходах.

Аналіз вихідних сигналів розроблених адаптивних фільтрів (рис. 2, 3) свідчить про високу якість фільтрації нестационарного шуму в ЕКГ: шум придушено дуже добре, параметри ЕКГ сигналу збережені (спотворення сигналу внаслідок фільтрації візуально не спостерігаються). Як бачимо (рис. 2,  $b$ ), коли рівень шуму не дуже високий, умова  $r_i^f \leq th_i^f$  правильно ідентифікує швидко ( $QRS$ -комплекс, сегменти зростання та спадання  $P$ -,  $T$ -хвиль), а зворотна умова  $r_i^f > th_i^f$  – повільну (пологі ділянки) поведінку сигналу ЕКГ; прапорці переважно правильно визначають рівень шуму, а помилки в його оцінці майже не впливають на якість вихідних сигналів. З аналізу динаміки зміни розміру вікна (рис. 3,  $e$ ) також впливає, що при дуже низькому рівні шуму фільтрація до  $QRS$ -комплексу не застосувалася, при низькому та середньому рівнях шуму обробка  $QRS$  та  $P$ -,  $T$ -хвиль здійснювалася середніми вікнами, а при високій дисперсії шуму розміри вікон збільшувалися; низькочастотні ділянки ЕКГ залежно від рівня шуму фільтрувалися вікнами більших розмірів, ніж високочастотні. Для другого та третього проходів застосовувалися менші вікна, оскільки в результаті попередньої фільтрації знизилася дисперсія шуму. Спостерігається незначна кількість помилок у оцінках рівня шуму в межах сусідніх рівнів (рис. 2,  $b$ ) і, відповідно, в перемиканні вікон (рис. 3,  $e$ ), але від цього якість фільтрації суттєво не погіршилася.

Алгоритми, що застосовують повторну фільтрацію АН<sub>2Р</sub>, АН<sub>3Р</sub>, АН<sub>3Р'</sub>, краще придушують шум (рис. 2,  $z$  –  $e$ , рис. 3,  $v$  –  $d$ ), ніж однопрохідний алгоритм АН<sub>1Р</sub> (рис. 2,  $v$ , рис. 3,  $b$ ). Оцінки інтегральних значень СКП  $\chi$  (9) та ВСШ  $q$  (10) для однієї реалізації модельного сигналу ЕКГ із нестационарним гаусовим шумом (рис. 2,  $a$ ) при вхідних значеннях  $\chi=0,011498$  та  $q=12,35$  дБ такі: для алгоритму АН<sub>1Р</sub> СКП зменшилася в 21,17 раз, а ВСШ зросло на 13,36 дБ; для алгоритму АН<sub>2Р</sub> СКП зменшилася в 26,52 раз, а ВСШ зросло на 14,2 дБ; на виході алгоритму АН<sub>3Р</sub> СКП зменшилася в 26,79 раз, а ВСШ зросло на 14,27 дБ; для алгоритму АН<sub>3Р'</sub> СКП зменшилася в 26,74 раз, а ВСШ зросло на 14,13 дБ.

На рис. 4 показано приклад застосування алгоритму АН<sub>3Р'</sub> в порівнянні з високоефективним динамічним алгоритмом, що змінює довжину інтервалу апроксимації адаптивно до низькочастотного або високочастотного характеру сигналу та до рівня шуму [9, 22, 23], де  $a$  – вхідний сигнал з ЕМГ шумом;  $b$  – сигнал на виході динамічного апроксимуючого фільтру;  $v$  – сигнал на виході алгоритму АН<sub>3Р'</sub>;  $z$  – сирцевий ЕМГ шум;  $d$  – залишковий шум динамічного апроксимуючого фільтру;  $e$  – залишковий шум алгоритму АН<sub>3Р'</sub>. Бачимо: більш якісне усунення ЕМГ завади алгоритмом АН<sub>3Р'</sub>. У кількісній оцінці по фрагменту ЕКГ сигналу з ЕМГ шумом (рис. 4,  $a$ ) інтегральні показники ефективності такі: при вхідних значеннях СКП  $\chi=0,006314$  та ВСШ  $q=3,87$  дБ на виході динамічного апроксимую-

чого алгоритму [9, 22, 23] СКП зменшилося в 5,12 раз, а ВСШ зросло на 7,23 дБ, а для алгоритму АНЗР' СКП зменшилося в 5,57 раз, а ВСШ зросло на 8,6 дБ. При цьому треба враховувати перевагу запропонованих адаптивних алгоритмів по затримці обробки сигналу в реальному часі [32].

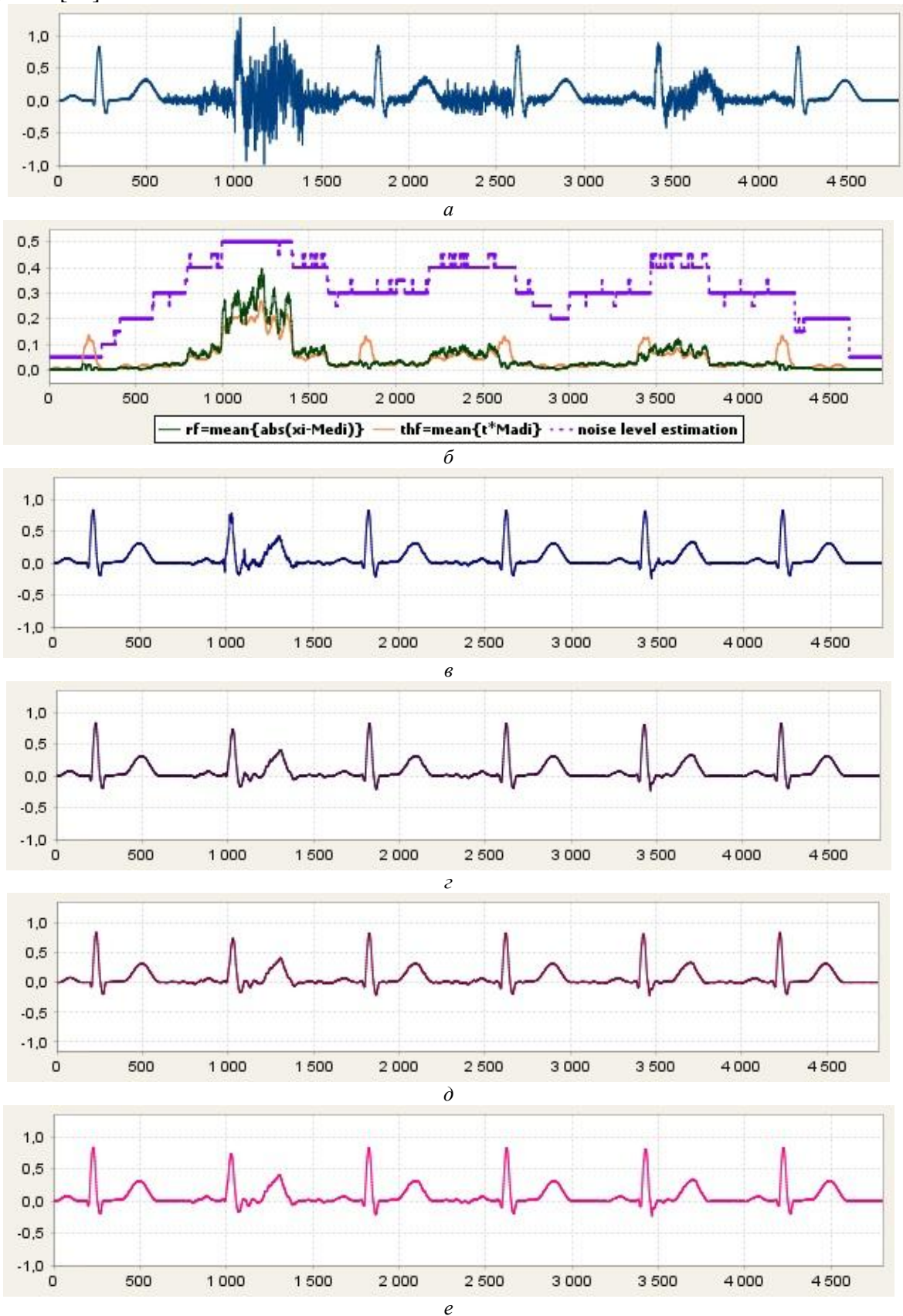


Рис. 2

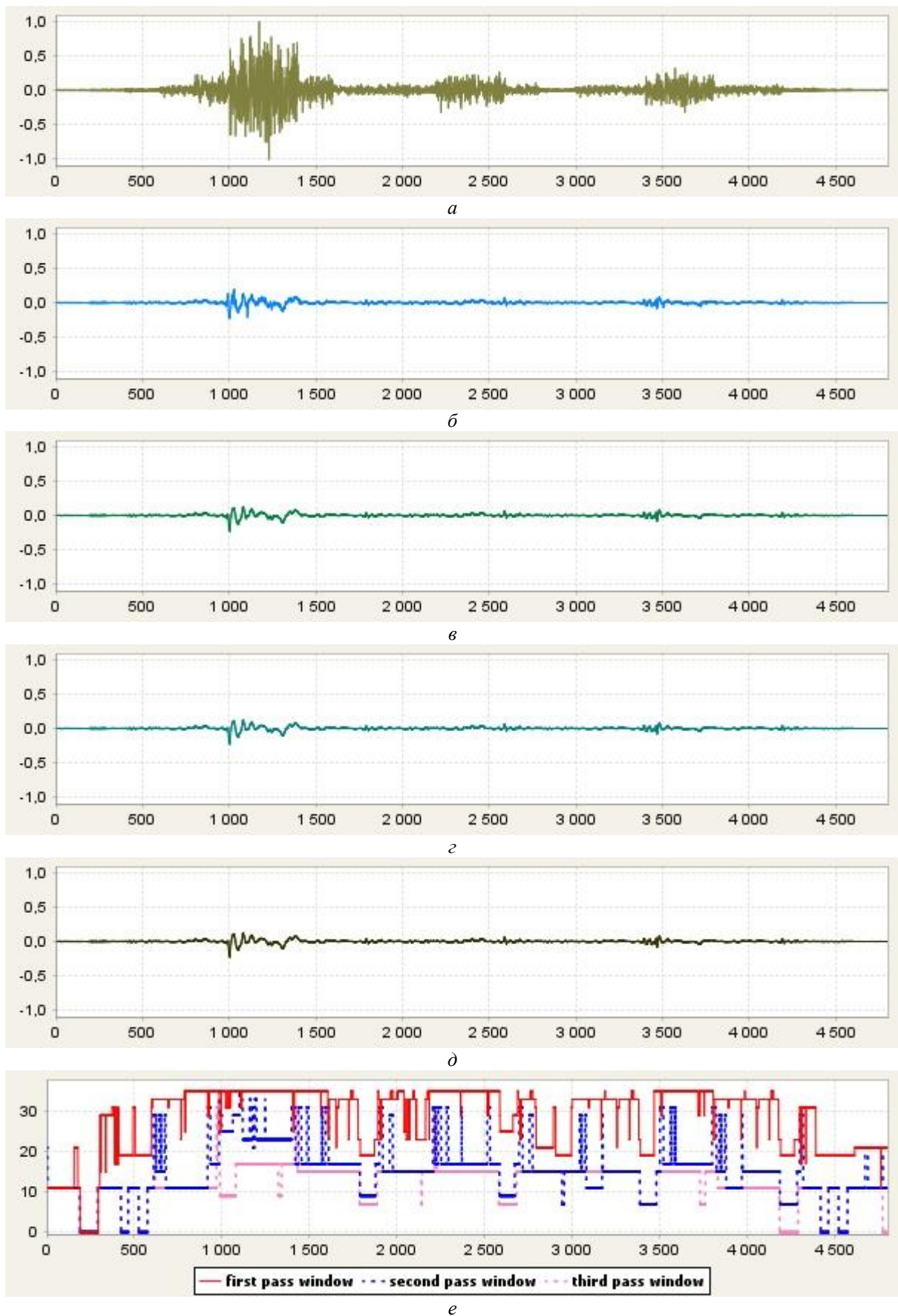


Рис. 3

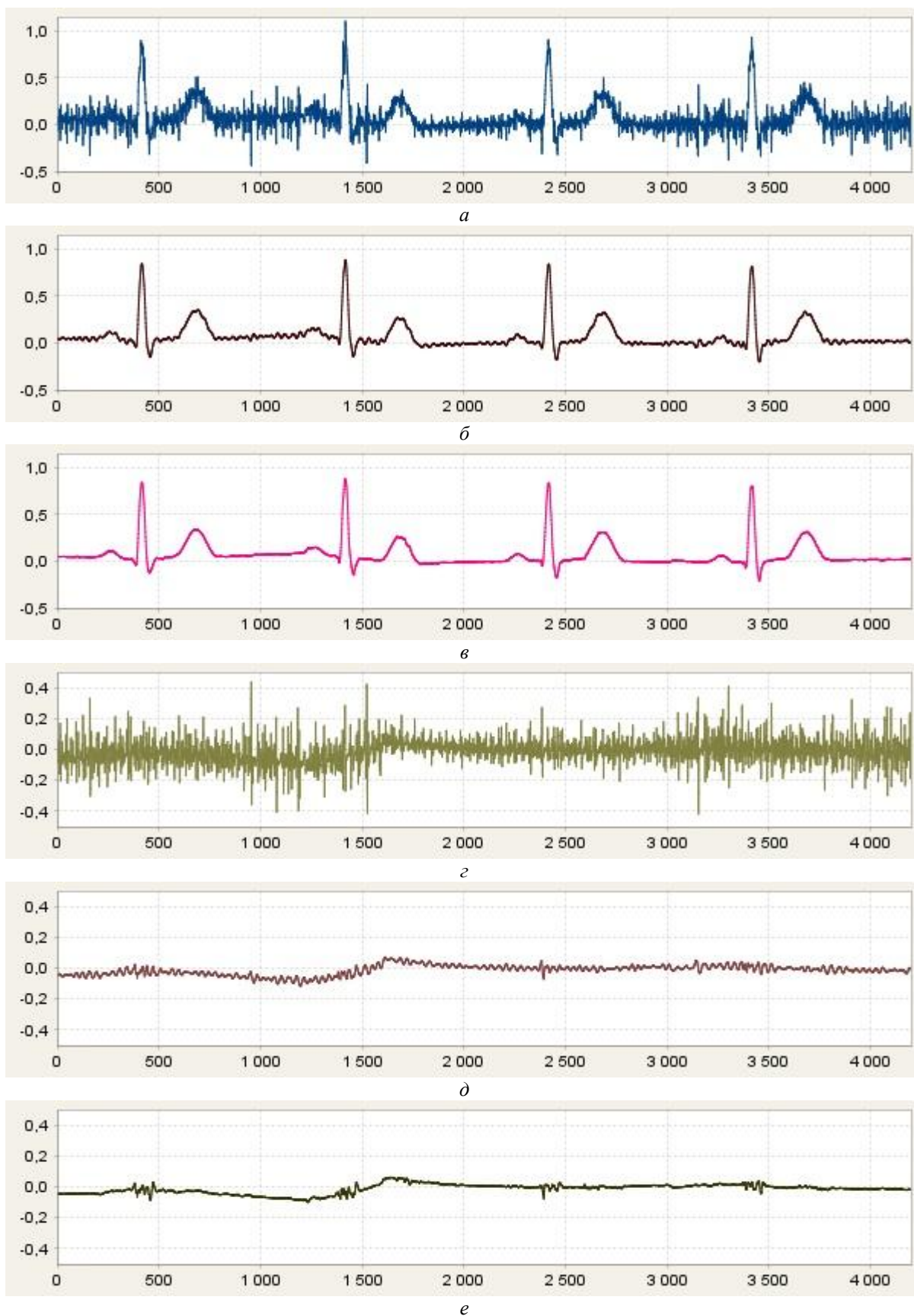


Рис. 4

Висока ефективність розроблених адаптивних алгоритмів є підставою для їх застосування в задачах фільтрації нестационарного шуму, зокрема ЕМГ, у сигналі ЕКГ у реальному часі.

## Висновки

За рахунок більш дрібної оцінки рівнів шуму подальшого розвитку набув запропонований [32] адаптивний метод з шумо- та сигнально-залежним перемиканням компонентних фільтрів для придушення нестационарного шуму в ЕКГ у реальному часі. У якості компонентів методу запропоновано застосовувати прості й оптимальні фільтри Савицького – Голя та ковзного середнього. На основі розробленого методу побудовано та досліджено однопрохідний алгоритм та алгоритми, що застосовують повторну фільтрацію. Отримані засобами численого моделювання статистичні оцінки ефективності при різному рівні адитивного гаусова шуму підтвердили більш ефективно його придушення та кращі динамічні властивості. Аналіз вихідних сигналів показав відсутність викривлень *QRS*-комплексу при дуже низькому рівні шуму та високу якість фільтрації при різній дисперсії шуму.

Адаптивні алгоритми, що використовують повторну фільтрацію: дво-, трипрохідний фільтри та алгоритм із застосуванням повторної фільтрації залежно від оцінок рівнів шуму, – мають практично такі самі динамічні властивості, що й однопрохідний фільтр при дуже низькому рівні шуму, але краще його придушують. Це підтверджується як статистичними оцінками ефективності, так й вихідними сигналами фільтрів при впливі шуму з різною дисперсією. Застосування до сигналу ЕКГ з ЕМГ-шумом демонструє кращу якість усунення цієї завади порівняно з сучасним високоефективним динамічним фільтром [9, 22, 23].

Зазначимо, що розроблені адаптивні алгоритми не потребують трудомістких обчислювальних операцій та є швидкими, тобто мають малу затримку обробки: близько 4 % від тривалості періоду ЕКГ для однопрохідного алгоритму, та, відповідно, вдвічі та втричі більшу затримку для дво- та трипрохідного фільтрів. У випадку багатонитковості виконання алгоритму з вибірковою застосуванням повторної фільтрації можна зменшити затримку.

### Список літератури:

1. De Luca C. J. Physiology and mathematics of myoelectric signals // IEEE Trans. Biomed. Eng. 1979. V. 26. P. 313 – 325.
2. Christov I. I., Daskalov I. K. Filtering of electromyogram artifacts from the electrocardiogram // Medical Engineering & Physics. 1999. V. 21. P. 731 – 736.
3. Gotchev A., Christov I., Egiazarian K. Denoising of electrocardiogram from electromyogram artifacts by combined transform-domain and dynamic approximation method // ICASSP'2002: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2002. P. 3872 – 3875. doi: 10.1109/ICASSP.
4. Zhang Y. T., Rangayyan R. M., Frank C. B., Bell G. D. Adaptive cancellation of muscle contraction interference from knee joint vibration signals // IEEE Trans. Biomed. Eng. 1994. V. 41, No. 2. P. 181 – 191.
5. De Luca C. J., Hostage E. C. Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions // J. Neurophysiol. 2010. V. 104, No. 2. P. 1034 – 1046.
6. Goodgold J. and Eberstein A. Electrodiagnosis of Neuromuscular Diseases. 3<sup>rd</sup> ed. Baltimore, MD: Williams and Wilkins, 1983.
7. Widrow B., Glover Jr. J. R., McCool J. M., Kaunitz J., Williams C. S., Hearn R. H., Zeidler J. R., Dong Jr. E., Goodling R. C. Adaptive noise canceling: Principles and applications // Proc. IEEE. 1975. V. 63, No. 12. P. 1692 – 1716.
8. Drake J. D. M., Callaghan J. P. Elimination of electrocardiogram contamination from electromyogram signals: an evaluation of currently used removal techniques // J. Electromyogr. Kinesiol. 2006. V. 16. P. 175 – 187.
9. Christov I., Raikova R., Angelova S. Separation of electrocardiographic from electromyographic signals using dynamic filtration // Medical Engineering & Physics. 2018. V. 57. P. 1 – 10. doi: 10.1016/j.medengphy.2018.04.007.
10. Christov I. I., Neycheva T. D., Raikova R. T. ECG-noise Removal from EMG-signal by Subtraction of Hybrid Template of Averaged P-QRS-T Intervals // Proc. XXVIII Int. Sc. Conf. Electronics ET2019. 2019. doi: 10.1109/ET.2019.8878620
11. Tompkins W. J. Biomedical Digital Signal Processing. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1995.
12. Challis R. E., Kitney R. I. Biomedical signal processing: Part 1. Time-domain methods // Med. Biol. Eng. Comput. 1990. V. 28. P. 509 – 524.
13. Rangayyan R. M. Biomedical signal analysis. A case-Study Approach. Wiley IEEE Press, 2002.
14. Oktem H., Nikolaev N., Gotchev A., Egiazarian K. ECG denoising approach aimed at detail preservation // Biosignal' 2000: Proc. of the Int. Conf. 2000. P. 26 – 29.
15. Nikolaev N., Gotchev A. ECG signal denoising using wavelet domain Wiener filtering // EUSIPCO-2000: Proc. of the European Signal Processing Conf. 2000. P. 51 – 54.

16. Gotchev A. Spline and Wavelet Based Techniques for Signal and Image Processing. Thesis for the degree of Doctor of Technology, 5th September, Tampere (Finland), Tampere University of Technology Publ., 2003. 171 p.
17. Dotsinsky I., Mihov G. Simple approach for tremor suppression in electrocardiograms // Int. J. Bioautomation. 2010. V. 14, No. 2. P. 129 – 138.
18. Bortolan G., Christov I., Simova I., Dotsinsky I. Noise processing in exercise ECG stress test for the analysis and the clinical characterization of QRS and T wave alternans // Biomedical Signal Processing and Control. 2015. V. 18. P. 378 – 385.
19. Savitzky A., Golay M. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures // Analytical Chemistry. 1964. V. 36. P. 1627 – 1639. doi: 10.1021/ac60214a047.
20. Bortolan G., Christov I. Dynamic filtration of high-frequency noise in ECG signal // Computing in Cardiology. 2014. V. 41. P. 1089 – 1092.
21. Christov I., Neycheva T., Schmid R., Stoyanov T., Abächerli R. Pseudo real-time low-pass filter in ECG, self-adjustable to the frequency spectra of the waves // Medical & Biological Engineering & Computing. 2017. V. 55, No. 9. P. 1579 – 1588.
22. Christov I., Neycheva T., Schmid R. Fine tuning of the dynamic low-pass filter for electromyographic noise suppression in electrocardiograms // Computing in Cardiology. 2017. V. 44. P. 1 – 4.
23. Christov I., Gotchev A., Bortolan G., Neycheva T., Raikova R., Schmid R. Separation of the electromyographic from the electrocardiographic signals and vice versa. A topical review of the Dynamic procedure // Int. J. Bioautomation. 2020. (in print).
24. Тулякова Н. О. Методы устранения миографического шума в электрокардиограмме // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. 2014. № 2 (66). С. 85 – 92.
25. Тулякова Н. О. Локально-адаптивна міриадна фільтрація сигналу електрокардіограми // Радіотехніка. 2015. Вип. 180. С. 152 – 162.
26. Тулякова Н.О., Трофимчук А.Н., Стрижак А.Е. Алгоритми фільтрації електрокардіограми з динамічно змінюваним розміром вікна // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. 2016. № 2 (76). С. 4 – 14.
27. Тулякова Н. О., Трофимчук А. Н., Стрижак А. Е. Адаптивні міриадні фільтри для обробки сигналів електрокардіограми, реєструємих з високою частотою дискретизації // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. 2016. № 4 (78). С. 97 – 107.
28. Tulyakova N. Locally-adaptive myriad filters for processing ECG signals in real time // Int. J. Bioautomation. 2017. V. 21, No. 1. P. 5 – 18.
29. Tulyakova N., Trofimchuk A., Strizhak A. Adaptive algorithms for elimination of electromyographic noise in the electrocardiogram signal // Telecommunications and Radio Engineering. 2018. V. 77, No. 6. P. 549 – 561. doi: 10.1615/TelecomRadEng.v77.i6.70.
30. Tulyakova N., Neycheva T., Trofimchuk O., Strizhak O. Locally-adaptive myriad filtration of one-dimensional complex signal // Int. J. Bioautomation. 2018. V. 22, No. 3. P. 273 – 294.
31. Тулякова Н. О., Трофимчук А. Н., Стрижак А. Е. Модифіковані локально-адаптивні міриадні фільтри // Радіотехніка. 2019. Вип.196. С. 77 – 88.
32. Тулякова Н. О., Трофимчук А. Н., Стрижак А. Е. Адаптивний метод з шумо- і сигнально-залежним переключенням фільтрів для подавлення нестационарного шуму в сигналі електрокардіограми в реальному часі // Радіотехніка. 2018. Вип.194. С. 79 – 96.
33. Davies L., Gather U. The identification of multiple outliers // J. American Statistical Assoc. 1993. No. 88. P. 782 – 801.
34. Pearson R.K., Neuvo Y., Astola J. The Class of Generalized Hampel Filters// EUSIPCO. 2015. P.2546-2550.
35. Astola J., Kuosmanen P. Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering. New York – CRC Press, 1997. 276 p.
36. Kalluri S., Arce G. R. Adaptive weighted myriad filter algorithms for robust signal processing in  $\alpha$ -stable noise environments // IEEE Transactions on Signal Processing. 1998. V. 46, No. 2. P. 322 – 334.
37. Pander T. Impulsive noise filtering in biomedical signals with application of new myriad filter // Biosignal' 2010: Proc. of the Int. Conf. 2010. V. 20. P. 94 – 101.
38. Gonzalez J. G., Arce G. R. Optimality of the myriad filter in practical impulsive-noise environments // IEEE Transactions on Signal Processing. 2001. V. 49, No. 2. P. 438 – 441. doi: 10.1109/78.902126.
39. Gonzalez J. G., Arce G. R. Statistically-Efficient Filtering in Impulsive Environments: Weighted Myriad Filters // EURASIP J. on Applied Signal Processing. 2002. V. 1, No. 1. P. 4 – 20.
40. Тулякова Н. О., Трофимчук А. Н., Стрижак А. Е. Алгоритми міриадної фільтрації // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. 2014. № 4 (68). С. 76 – 83.

*Інститут прикладної фізики НАН України;*

*Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору  
НАН України*

*Надійшла до редколегії 03.04.2020*