УДК 519.218.82: 004.9 + 681.5.015.44

Олійник П. Б.

МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ІНФОРМАЦІЇ, ОТРИМАНОЇ ПРИ ГІДРОГРАФІЧНІЙ ЗЙОМЦІ

Вступ

Сучасний розвиток навігації характеризується подальшим зростанням вимог до точності гідрографічної інформації, зокрема і морських карт [1]. Внаслідок цього важливою є задача проведення точних та достовірних вимірювань величин та планового розміщення глибин, які використовуються при складанні карт.

Для успішного застосування даних про глибину у навігації слід також забезпечити їх коректну обробку, зокрема фільтрацію шумів та виключення аномальних даних. Основними причинами появи шумів, що призводять до похибок при ехолокації, є [2], [3]:

- нестала швидкість розповсюдження звуку у воді;
- рефракція звукових променів;
- реверберація;
- шуми об’єкта, на якому встановлено гідроакустичний пристрій;
- власні шуми гідроакустичного пристрою.

Частину проблем, пов’язаних із шумами, можна вирішити шляхом застосування схемотехнічних та конструктивних заходів [3], але ці заходи не дають змоги виключити аномальні дані та відновити дані вимірювань в точках з аномальними даними. Таким чином, відкидання аномальних даних у виміряних гідрографічних даних та їх фільтрація є актуальною задачею.

Постановка задачі

Метою даної роботи є порівняння методів фільтрації та відкидання аномальних даних для програмного забезпечення постобробки гідрографічних даних, виміряних однопроменевим ехолотом.

Огляд існуючих методів фільтрації та виключення аномальних даних

На даний момент існує кілька підходів до відкидання аномальних даних:

1. Використання лінійної (частотні фільтри) та нелінійної (медіанний фільтр) фільтрації [4]. Перевагами даного методу є його простота та мала потрібна потужність обчислювального пристрою, що дозволяє реалізувати фільтрацію «на льоту». Недоліком підходу є те, що лінійна фільтрація спотворює дані, а медіанний фільтр потребує коректного підбору вікна, інакше вихідні дані теж буде спотворено.
2. Використання статистичних характеристик розподілу глибин, наприклад метод CUBE (Combined Uncertainty and Bathymetry Estimator) [5], [6], в якому в кожній точці обсервацій оцінюється «найбільш імовірна» глибина. Такі методи потребують налаштування під конкретний профіль дна та є достатньо складними для реалізації.
3. Використання розбиття виміряних даних на підінтервали з наступною інтерполяцією усереднених даних та виділенням тренду [7]. Аномальні дані виділяють на основі аналізу різниці виміряних даних і тренду. Недоліком методу є суттєва залежність результатів від правильного вибору під інтервалу усереднення.
4. Використання розбиття виміряних даних на інтервали з адаптацією до них на основі моделі з a priori вибраними параметрами [8]. Розбиття виконується на основі як статистичних, так і просторово-часових характеристик даних з використанням квадрадерева (quadtree). Перевагою перед описаними вище методами є можливість автоматичної адаптації до даних; недоліки – складність реалізації та високі вимоги до апаратного забезпечення.

Слід зазначити, що методи, описані в пп. 2 – 4, орієнтовні на використання з багатопроменевими ехолотами, а таке обладнання є достатньо дорогим і, як правило, придатне для встановлення лише на великих суднах. Для однопроменевого ж ехолота, крім методів, описаних [1], запропоновано лише метод відкидання аномальних точок, представлений в [9]. Недоліком цього методу, заснованого на відкиданні точок, що віддалені від тренду глибини на відстань, більшу ніж задана – необхідність його налаштування під конкретні дані, а саме задавання згаданої відстані від тренду.

Порівняння методів виключення аномальних даних

Автором в ранніх роботах пропонувалось застосування для виявлення та виключення аномальних відліків та відкидання аномальних даних таких алгоритмів:

1. вдосконалений алгоритм відкидання аномальних даних, описаний в [3];
2. фільтрація аномальних викидів за допомогою медіанного фільтра (не пропускає імпульсні завади, тривалість яких складає менше половини ширини вікна фільтра) [2].

Ефективність медіанної фільтрації було досліджено в [2] та [4], а його основні переваги і недоліки зазначено вище. Щодо вдосконаленого алгоритму відкидання аномальних даних [3], то він ґрунтується на таких постулатах:

1. Аномальними є дані, що відрізняються від поточних виміряних даних більше, ніж на певну величину.
2. Виміряні точки не є аномальними, якщо кількість аномальних точок перевищує певну величину, яка вибирається, виходячи з інтервалу отримання виміряних даних та характеристик дна. У випадку, коли пакет точок визнано аномальним, він за вибором користувача відкидається або замінюється лінійно інтерпольованими даними; інакше пакет даних залишається незмінним.

Недоліком алгоритму є необхідність його налаштування на виміряні дані в кожному конкретному випадку.

Для того, щоб виключити аномальні дані та зменшити вплив шумів, можна також застосувати оптимальний фільтр Калмана. Теорію калманівської фільтрації достатньо досліджено [10]–[12] та ін. Єдиною проблемою при застосуванні фільтра Калмана для фільтрації даних глибини може стати лише неточне визначення оцінки коваріації шуму.

Для випробування фільтра Калмана було вибрано реальній набір даних, виміряний в одному з фарватерів. Параметри лінійної дискретної системи, яка підлягає фільтрації, вибрано наступним чином:

1. Коваріація шуму процесу $Q = 0{,}01$;
2. Коваріація шуму вимірювання $R = 10$.

Для випробування фільтра Калмана було проведено фільтрацію адитивно зашумленого білим шумом попередньо фільтрованого профілю морського дна; у зашумленому сигналі відношення сигнал/шум складало 20 дБ. На рис. 1 показано зашумлені дані.

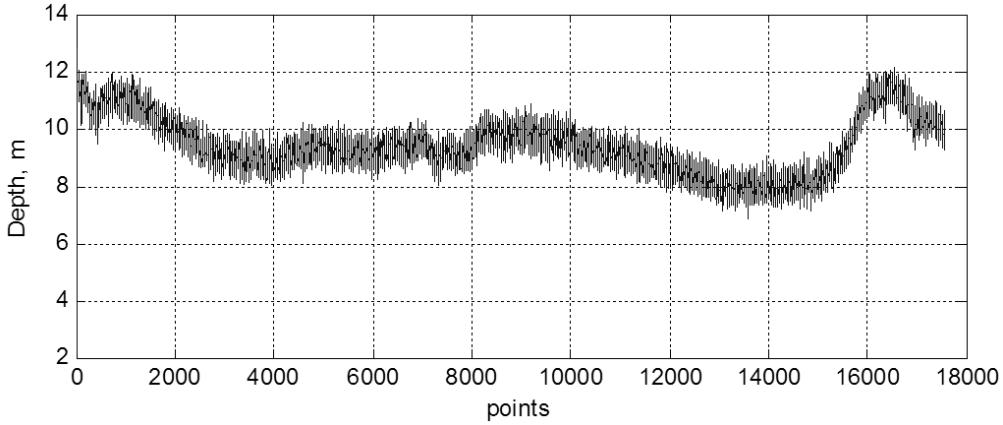


Рис. 1. Зашумлені дані

На рис. 2 показано результат фільтрації зашумлених даних глибини фільтром Калмана зі вказаними параметрами. Як бачимо з рис. 2, калманівська фільтрація дає змогу не лише згладити виміряні дані, а й виключити аномальні точки (наприклад, провали в кінці графіка).

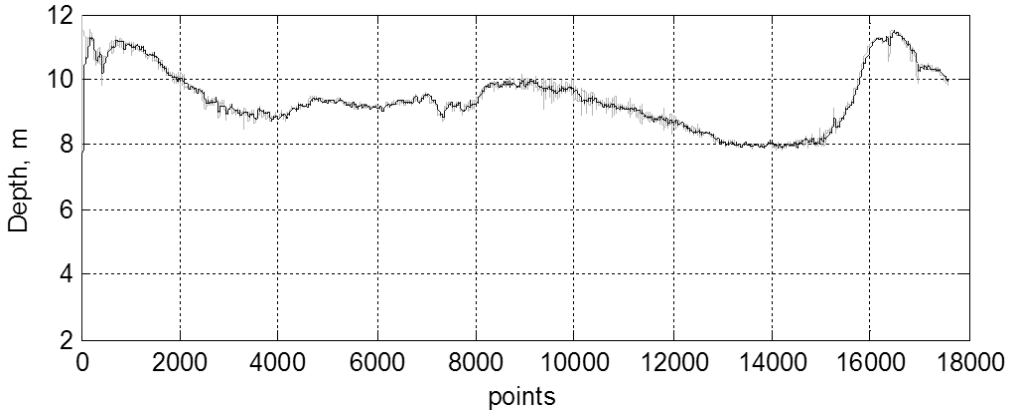


Рис. 2. Результат фільтрації даних глибини фільтром Калмана:
− - фільтровані дані ($Q = 0{,}01,\ R = 10$)
─ - вихідні (незашумлені) дані;

Вплив оцінки коваріації на якість калманівської фільтрації даних

Наступним кроком аналізу стало дослідження впливу оцінки коваріації на якість фільтрації даних фільтром Калмана. Для цього наведений на рис. 1 сигнал було відфільтровано за допомогою фільтра Калмана при різних значеннях коваріацій шуму процесу Q та шуму вимірювань R.

Результат фільтрації даних глибини фільтром Калмана з різними оцінками коваріацій шумів наведено на рис. 3.

З рис. 2 та рис. 3 видно, що якість фільтрації сильно залежить від оцінки коваріацій шумів. При цьому, чим менше значення Q, тим краще відфільтровується шум (і тим більш гладкою є крива профілю), а чим більше значення R – тим краще видаляються з профілю глибини аномальні значення. Однак, при виборі великого значення R можливе спотворення сигналу (відкидання реальних даних), а при малих – шум майже не фільтрується. Судячи з рис. 3, точність оцінки коваріації шуму вимірювань має більше значення, ніж точність оцінки коваріації шуму процесу, тому при проведенні вимірювань основну увагу слід приділити саме оцінці шумів вимірювання.

Як показує практика, з точки зору мінімального спотворення сигналу оптимальними параметрами фільтрації є $Q = 0{,}01;\ R = 10$.

Слід зауважити, що застосування фільтра Калмана можливе не лише при постобробці, а й безпосередньо при вимірюванні даних, причому можлива фільтрація даних «на льоту». Недоліком застосування фільтра

Калмана для фільтрації даних глибини є наявність перехідного процесу на початку фільтрованих даних; дані, спотворені перехідним процесом, доводиться відкидати, а це потребує проведення додаткових вимірювань – до отримання даних, які заплановано виміряти для побудови карти. Довжина такого перехідного процесу залежить від виду даних і параметрів фільтра, в даному випадку вона складає близько 1000 точок.

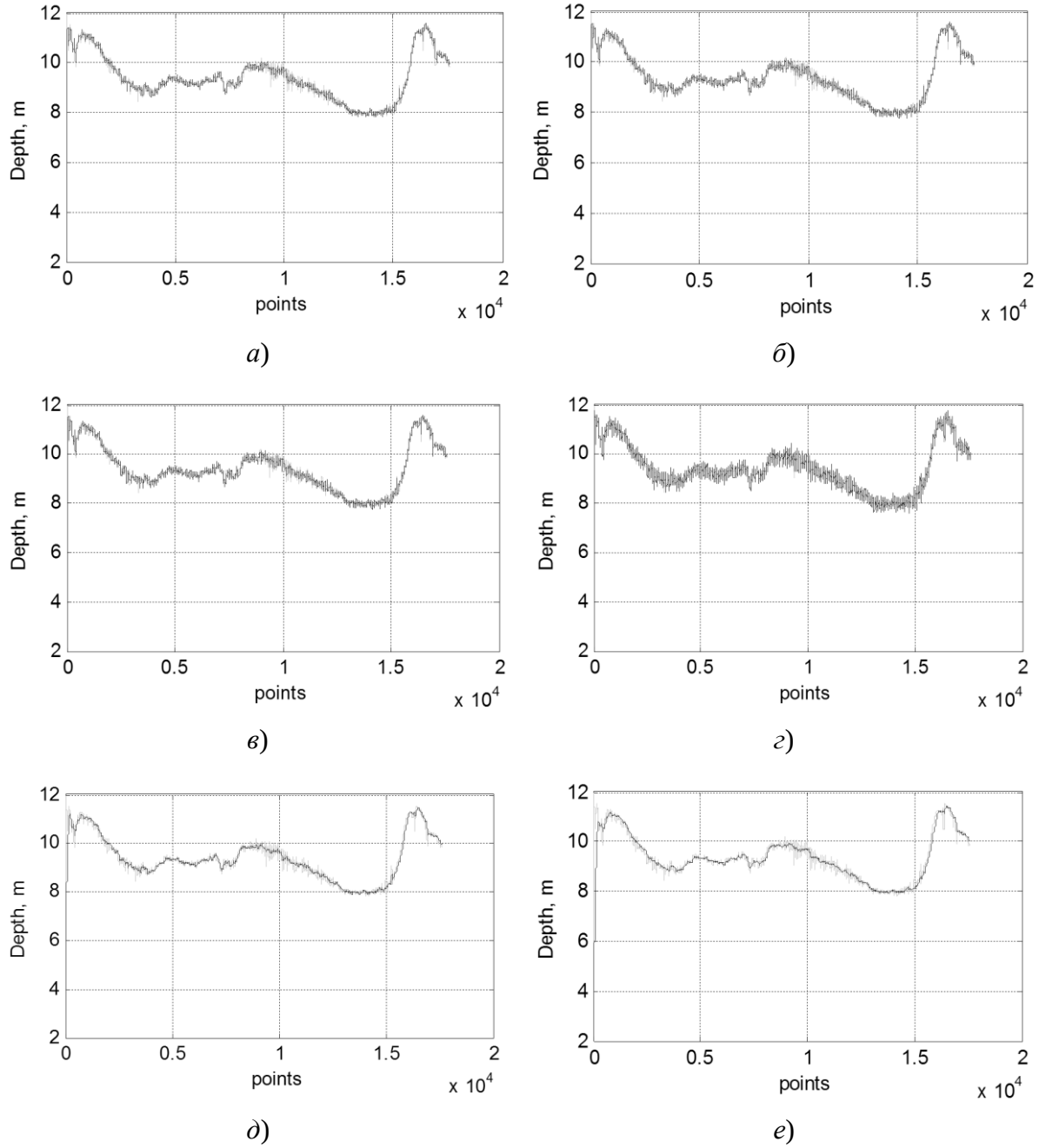


Рис. 2. Результат фільтрації даних глибини фільтром Калмана:
(− - вихідні (незашумлені) дані; ─ - фільтровані дані)

а) – $Q = 0{,}05,\ R = 10$; *б*) – $Q = 0{,}1,\ R = 10$; *в*) – $Q = 1,\ R = 10$;
г) – $Q = 0{,}01,\ R = 1$; *д*) – $Q = 0{,}01,\ R = 20$; *е*) – $Q = 0{,}01,\ R = 50$

Порівняння ефективності вейвлет-фільтрації та калманівської фільтрації виміряних даних

В [2] було запропоновано використати для фільтрації шумів вейвлет–фільтрацію. За результатами, опублікованими у [2], найбільш ефективним при фільтрації реально виміряних даних виявилось сімейство вейвлетів Добеші, найефективнішим є вейвлет Добеші D4.

При вейвлет-фільтрації можливе застосування таких порогів відкидання шумів:

1. адаптивний поріг за незміщеною оцінкою ризику Штейна (поріг вибирається таким чином, щоб мінімізувати ризик r_i порогу $t = |x_i|$, який визначається для i-го елементу відсортованої за зростанням вибірки x за формулою $r_i = \dfrac{N - 2 \cdot i + \sum_{j=1}^{i} x_i^2 + (N-i) \cdot x_i^2}{N}$, $i = \overline{1, N}$, N – об'єм вибірки);
2. універсальний фіксований поріг $\sqrt{2 \cdot \ln(N)}$ (де N – довжина вибірки, що підлягає фільтрації);
3. евристичний адаптивний поріг Штейна (при малому відношенні сигнал/шум використовується універсальний фіксований поріг, інакше – незміщена оцінку ризику Штейна);
4. мінімаксний критерій (отримання мінімуму максимальної середньоквадратичної похибки на заданій множині даних).

Поріг фільтрації обчислювався окремо для кожного рівня розкладу; границя відкидання коефіцієнтів – "м'яка" $x = \begin{cases} sign(x) \cdot (|x| - t), |x| > t \\ 0, |x| \le t \end{cases}$, де x - коефіцієнт вейвлет-розкладу, t – поріг, та "тверда" – коефіцієнти розкладу, менші порогу, замінюються нулями: $x = \begin{cases} x, |x| > t \\ 0, |x| \le t \end{cases}$.

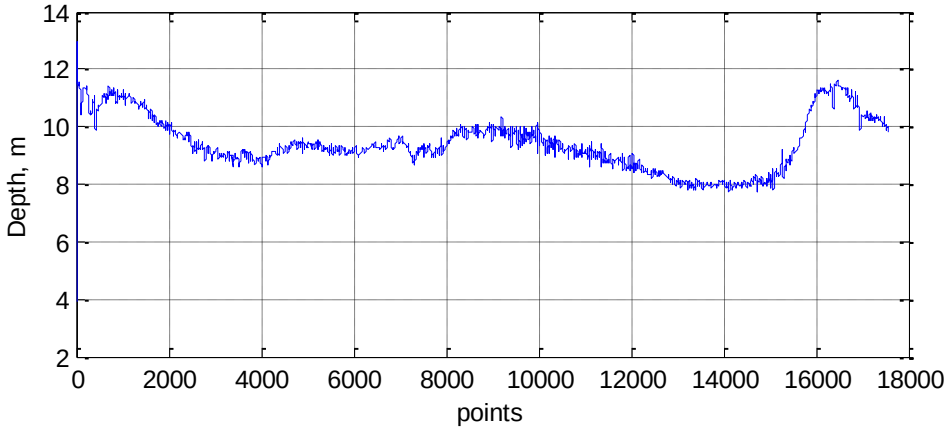
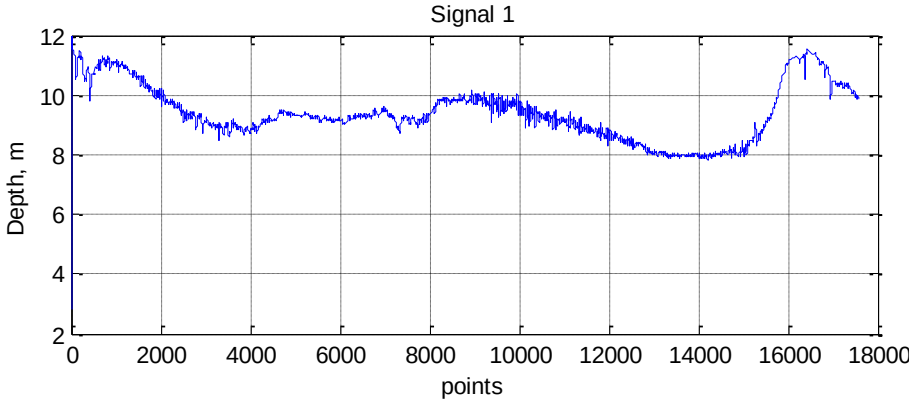


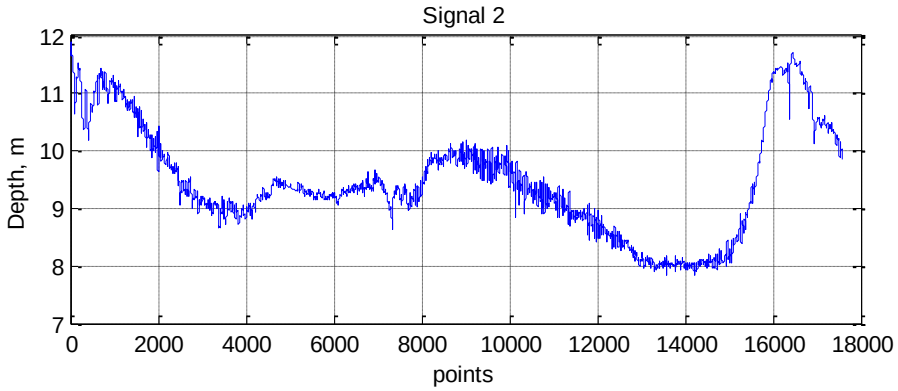
Рис. 4. Результат вейвлет-фільтрації зашумленого профілю дна

Для прикладу, результат вейвлет-фільтрації зашумленого профілю дна, показаного на рис. 1, наведено на рис. 4. При фільтрації застосовано вейвлет Добеші D4, евристичний адаптивний поріг Штейна, рівень розкладу – 4. З рис. 4 можна зробити висновок, що вейвлет - фільтрація, на відміну від калманівської, слабко згладжує виміряні дані.

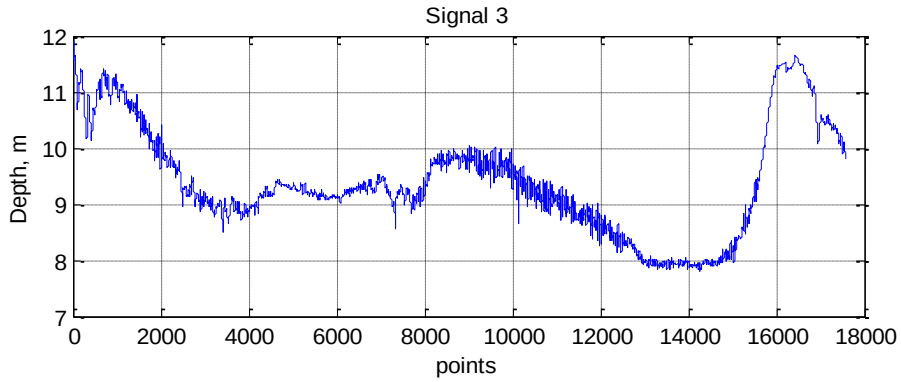
Детальний аналіз ефективності вейвлет-фільтрації наведено в [2]; найбільш ефективним виявилось застосування адаптивного порогу Штейна та евристичного адаптивного порогу Штейна, з “м’якою” границею відкидання коефіцієнтів. Застосування вейвлет-фільтрації дозволяє суттєво зменшити вплив шумів, не виключених вузькосмуговою фільтрацією вимірювального обладнання.



а)



б)



в)

Рис. 5. Профілі дна до зашумлення і фільтрації: *а*) – №1; *б*) – №2; *в*) – №3

Для кількісного порівняння ефективності фільтрації фільтром Калмана та вейвлет-фільтром було проведено фільтрацію адитивно зашумлених білим шумом попередньо фільтрованих профілів морського дна №1, 2 і 3 (рис. 5); у зашумлених сигналах відношення сигнал/шум складало 20 дБ. Застосування фільтрації виконано за тих же параметрів фільтрів, які описано вище; критерій ефективності фільтрації – коефіцієнт кореляції вихідних (незашумлених) та фільтрованих даних. Результати проведених обчислень наведено в табл. 1.

***Таблиця* 1.**

Ефективність фільтрації сигналів оптимальним фільтром Калмана та вейвлет-фільтром (з використанням вейвлета Добеші D4)

Сигнал	**Коефіцієнт кореляції**	
	Фільтр Калмана	**Вейвлет-фільтр**
№1	0,9927	0,9962
№2	0,9928	0,9963
№3	0,9935	0,9967

Як бачимо в табл. 1, коефіцієнт кореляції для вейвлет-фільтра є більшим, ніж для фільтра Калмана для всіх тестових сигналів, що показує більш високу ефективність вейвлет-фільтра в порівнянні з фільтром Калмана.

Висновки

Як видно з проведеного дослідження, в порівнянні з вейвлет - фільтрацією, фільтр Калмана є дещо менш ефективним. Однак фільтрація глибини за допомогою фільтра Калмана дає змогу як очистити дані від шумів, так і відкинути аномальні дані. Якість фільтрації при цьому сильно залежить від вибору параметрів фільтра. Таким чином, застосування фільтра Калмана може зекономити час на обробку даних (не потрібно проводити спочатку відкидання аномальних даних, а потім фільтрацію). Застосування фільтра Калмана можливе не лише при постобробці, а й безпосередньо при вимірюванні даних, що є перевагою над вейвлет-фільтром, який потребує для роботи набору всього масиву даних. Можна рекомендувати калманвіську фільтрацію для застосування при вимірюваннях, а вейвлети – для постобробки даних.

Предметом подальших досліджень може стати вдосконалення використаних та впровадження нових методів фільтрації та постобробки виміряних даних. Крім того, дослідження потребує проблема автоматичного налаштування параметрів алгоритмів фільтрації для забезпечення повної автоматизації фільтрації даних.

Список використаної літератури

1. *Голодов М. Ф.* Створення національних морських і річкових карт – шлях до безпеки судноплавства // Український географічний журнал. – 2011. – № 4 – с. 59–62.
2. *Іванов С. В*. Комплекс «Промір» для гідрографічного тралення та пошуку затонулих об'єктів: засоби навігації та методи цифрової обробки даних. / С.В. Іванов, П.Б.Олійник // Геофизический журнал. – 2008. – № 2, т.30. – с. 115–122.
3. *Іванов С. В.* Цифрова обробка даних глибини при проведенні зйомки акваторій судноплавних шляхів / С.В. Іванов, П.Б. Олійник // Вісник ЖДТУ. Технічні науки. – 2006. - № 2(37) – с. 61-65.
4. *Laurent White*. Filtering the signature of submerged large woody debris from bathymetry data./ Laurent White, Ben R. Hodges // Journal of Hydrology – 2005. – vol. 309. – pp. 53–65.
5. *Calder B. R.* Automatic Statistical Processing of Multibeam Echosounder Data // Int. Hydro. Review – 2003. – Vol. 4, No. 1 – pp. 53-68.
6. *Calder B. R.* Automatic processing of high-rate, high-density multibeam echosounder data / B. R. Calder, L. A. Mayer // Geochemistry, Geophysics, Geosystems – 2003. - vol. 4(6). – pp. 1048–1069.
7. *Jan T. Bjørke*. Fast trend extraction and identification of spikes in bathymetric data / Jan T. Bjørke, Stein Nilsen // Computers & Geosciences – 2009. – vol. 35 – pp. 1061–1071.
8. *Nathalie Debese*. Multibeam echosounder data cleaning through a hierarchic adaptive and robust local surfacing / Nathalie Debese, Rodéric Moitié, NicolasSeube // Computers & Geosciences. – 2012. – vol. 46. – 330–339.
9. *Sánchez-Carnero N*. Fast and low-cost method for VBES bathymetry generation in coastal areas / N. Sánchez-Carnero, S. Aceña, D. Rodríguez-Pérez, E. Couñago, P. Fraile d, J. Freire // Estuarine, Coastal and Shelf Science. – 2012. – vol. 114. – 175 – 182.
10. *Kalman R.E*. A new approach to linear filtering and prediction problems // Journal of Basic Engineering. – 1960. – vol. 82. – с. 35–45.
11. *Балакришнан А.В.* Теория фильтрации Калмана. Пер. с англ. – М.: Мир, 1988. – 168 с.
12. *Grewal M.S.* Kalman Filtering – Theory and Practice Using MATLAB / M.S. Grewal, A.P. Andrews – 3-rd ed. – USA, John Wiley&Sons, 2008. – 576 p.