

АДАПТИВНИ ФИЛТРИ ЗА СИГНАЛИ ОТ MEMS ИНЕРЦИАЛНИ СЕНЗОРИ

Лъчезар Христов¹⁾, Емил Йончев¹⁾, Росен Милетиев²⁾

Lachezar.Hristov@outlook.com, e_iontchev@yahoo.com, miletiev@tu-sofia.bg

*¹⁾ Висше транспортно училище “Тодор Каблешков”,
гр. София, ул. „Гео Милев” 158
РЕПУБЛИКА БЪЛГАРИЯ*

*²⁾ Технически Университет – София
София 1000, бул. “Кл. Охридски” 8*

Ключови думи: *адаптивни филтри, рекурсивен филтър, обработка на сигнали, инерциални сензори, MEMS*

Резюме:

Поради сравнително ниската си цена, малък размер, ниска консумация на енергия и висока надеждност, често MEMS (Microelectromechanical systems – микроелектромеханични системи) базирани сензори се използват в инерциални системи за навигация или за измерване на динамични параметри на обекти. Добре известно е, че инерциалните системи за навигация могат да предоставят с висока точност информация за позицията, скоростта и надморската височина за кратък период от време но тяхната точност драстично намалява с напредване на времето. Наличието на нежелан шум в изходния сигнал на сензора допълнително влошава резултата от тези измервания и затова особено важно е той да бъде надлежно обработен и обезшумен. Необходимостта от точна оценка на информацията изисква прилагане на надеждни и изпитани методи за намаляване на шума в изходния сигнал на сензора. Статията прави кратък обзор на различните видове адаптивни филтри и алгоритми, техния принцип на действие и приложението им при обработка на сигнали от MEMS сензори. На база изучените параметри и характеристики на адаптивни филтри е избран RLS алгоритъм за адаптивна филтрация, поради лесната му програмна реализация и възможността за управление на „забравящ фактор“. Получени са експериментални данни от MEMS сензор, върху които е приложен избраният адаптивен филтър и са анализирани резултатите от обезшумяването.

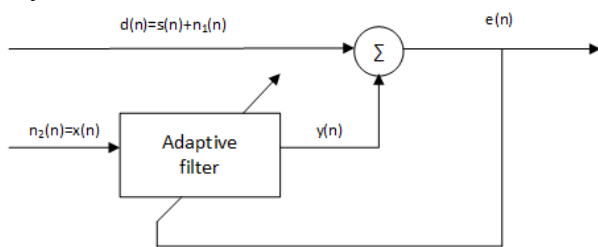
1. ВЪВЕДЕНИЕ

Шумопогискането е основен метод за премахване на шума, съдържащ се в полезни сигнали. Намира приложение в почти всички електронни компоненти в днешно време – от дребна електроника до промишлени и комуникационни уреди, както и в областта на обработката на изображения, биомедицински сигнали, подобряване на реч и потискане на ехо при предаване на сигнал. Основната концепция за адаптивна филтрация за премахване или потискане на шума в сигнал, използвайки адаптивни

филтри е въведена от Widrow. Изискванията на адаптивните филтри към изчислителни ресурси обикновено са много високи, особено при прилагане върху Digital Signal Processors (DSP). В случай на нестационарна среда и цветен фонов шум, обработката става много бавно ако адаптивният филтър получава сигнал с висок спектрален динамичен обхват. За да се преодолее този проблем, през последните няколко десетилетия са предложени различни подходи като например филтър на Калман и алгоритъмът на филтъра на Wiener [5]. Алгоритъмът Recursive Least Square (RLS) е разработен по-късно за постигане на оптимална работа на адаптивните филтри [1]. Адаптивните филтри са едни от най-популярните в приложения за намаляване на прекъсванията на сигнала, причинени от предсказуем и непредсказуем шум.

2. АДАПТИВНО ШУМОПОДТИСКАНЕ

Методът за конвенционално премахване на шума използва референтен входен сигнал (корелиран сигнал на шума), който се предава през адаптивния филтър, за да бъде равен на шума, който се добавя към оригиналния информационен сигнал [2]. В последствие този филтриран шум се изважда от входния сигнал, обект на филтрация, като по този начин той се обезшумява. Основната концепция за шумопотискане е да се генерира сигнал, равен по амплитуда и честота на шума, но с противоположна фаза. Така входният и генерираният сигнал водят до премахването на шума. При оригиналното адаптиране на шума има два входа - за сигнал на шума и за целеви сигнал отделно. Връзката между референтния шум $x(n)$ и компонента на този шум, който се съдържа в измерения сигнал $d(n)$, може да бъде определен чрез адаптивно шумопотискане, показано на Фиг.1



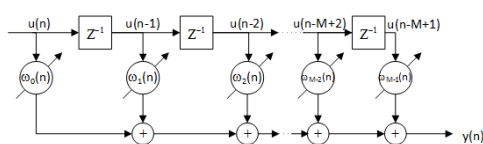
Фиг. 1 Адаптивно шумопотискане

Ако има няколко несвързани източника на шум, може да има няколко адаптивни филтъра, разположени успоредно, докато в системата са налични подходящи референтни сигнали за шум. В системите за шумопотискане, се цели изходния сигнал на системата да бъде $e(n) = [s(n) + n_1(n)] - y(n)$, който е най-

подходящ за погасяване на шума спрямо сигнала $s(n)$, и където $y(n)$ е коригиращ сигнал а $n_1(n)$ е шум съпровождащ полезния сигнал. Това се постига с настройка на филтъра чрез адаптивен алгоритъм и подаване на изходния сигнал от системата обратно към адаптивния филтър за свеждане до минимум на мощността на шума. В адаптивната система за шумопотискане изходът на системата служи като сигнал за грешка за адаптивния процес.

2.1 Wiener Филтър

Филтър на Винер е цифров филтър, наричан и Minimum Mean Square Error (MMSE) филтър [5], целящ да намали разликата от средно квадратичната грешка между желания сигнал и филтрирания изход. Крайният резултат от решението на Винер за оптимално филтриране е филтър с коригираща функция в непрекъснатата форма или филтър с група от коригиращи фактори.



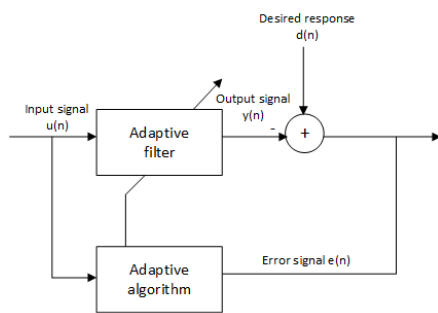
Фиг.2 Структура на FIR филтър

За реализация най-често използваната структура е така нареченият краен импулсен филтър - Finite Impulse Response (FIR) филтър (Фиг.2), който има определен (краен) брой условия и е не рекурсивен. $w_m(n), m = 0, 1, \dots, M - 1$, са

регулируемите тегловни коефициенти на филтъра във времето n , а M е дължината на филтъра. Тези променящи се във времето коефициенти формират тегловния $(M \times 1)$ вектор. По същият начин дискретите на входния сигнал $u(n - m), m = 0, 1, \dots, M - 1$, формират $(M \times 1)$ входен вектор. С тегловния $(M \times 1)$ и входния $(M \times 1)$ вектори, изходният сигнал $y(n)$ на адаптивния FIR филтър може да се изчисли чрез скаларното произведение между $\vec{w}(n)$ и $\vec{u}(n)$.

2.2 Адаптивни филтри

Адаптивните филтри се използват в широк диапазон от приложения, който включва адаптивно шумопотискане, адаптивна системна идентификация, линейно предсказание, адаптивно изравняване, обратно моделиране и др. [2]. Шумът по презумпция е случаен процес, а адаптивните филтри имат способността да нагласят своите импулсни реакции така, че да филтрират корелирания входен сигнал. Тези филтри изискват малко или никаква предварителна информация за сигнала и характеристиките на шума и имат потенциала да следват сигнала адаптивно при нестационарни условия. Притежават уникални свойства сами да модифицират своята честотна характеристика, за да променят реакциите си през времето адаптирайки се към промяната на характеристиките на входния сигнал. Основният принцип на работа на адаптивен филтър е показан на Фиг. 3



Фиг. 3 Адаптивен филтър

Цифровият филтър изчислява изходния сигнал (изхода) $y(n)$ в отговор на входния сигнал $u(n)$ и генерира сигнала на грешката $e(n)$ като сравнява $y(n)$ с желания отговор $d(n)$, който също така се нарича относителен (референтен) сигнал. Сигналят на грешката (с функция на обратна връзка в схемата) $e(n)$ се използва от адаптивния алгоритъм за регулиране на тегловните коефициенти на цифровия филтър.

2.3 Адаптивни алгоритми

Адаптивните алгоритми са подробно проучени през последните няколко десетилетия и най-популярните сред тях са алгоритъмът с най-малко средно квадратно отклонение (LMS) и алгоритъмът с рекурсивен най-малък квадрат (RLS). Постигането на най-добра производителност на адаптивен филтър изисква използване на най-добрия адаптивен алгоритъм с ниска изчислителна сложност и бърза степен на конвергенция.

Адаптивен алгоритъм е такъв, който променя поведението си по време на изпълнение въз основа на наличната информация и на априорно дефинирани механизми за оценка. Такава информация може да бъде историята на наскоро получени данни, информация от наличната в изчислителните ресурси или друга придобита (или априорно известна) информация, свързана със средата, в която работи.

2.3.1 Least Mean Square (LMS)

LMS алгоритъмът е най-широко използваният сред различните адаптивни алгоритми [3], поради своята простота и устойчивост. Този алгоритъм е базиран на метода на стръмния наклон, използвайки отрицателния градиент на моментната квадратична грешка, т.е. $J \approx e^2(n)$. LMS алгоритъмът актуализира тегловния вектор

$$(1) \vec{w}(n + 1) = \vec{w}(n) + \mu \vec{u}(n)e(n),$$

където μ е големината на стъпката (коефициент на сходимост), която определя устойчивостта и скоростта на конвергенция на алгоритъма.

LMS алгоритъмът използва итеративен подход за адаптиране на тегловните коефициенти към оптималното решение. За да се гарантира стабилността на алгоритъма, големината на стъпката се избира в обхвата

$$(2) \quad 0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}},$$

където λ_{max} е най-голямата собствена стойност на входната автокорелационна матрица R .

2.3.2 NLMS (Normalized Least Mean Square)

NLMS алгоритъмът включва допълнителен нормализиращ член

$$(3) \quad \vec{w}(n+1) = \vec{w}(n) + \mu \frac{\vec{u}(n)}{\vec{u}^T(n)\vec{u}(n)} e(n),$$

като размерът на стъпката е ограничен в областта $0 < \mu < 2$. Това прави скоростта на конвергенция независима от мощността на сигнала като се нормализира входният вектор $\vec{u}(n)$ с енергията $\vec{u}^T(n) \cdot \vec{u}(n) = \sum_{m=0}^{M-1} u^2(n-m)$ на входния сигнал в адаптивния филтър. Няма значима разлика в производителността на конвергенцията между LMS и NLMS алгоритмите за стационарни сигнали, когато стъпката μ на LMS е правилно избрана. Предимството на NLMS става явно само при нестационарни сигнали като например говора, където се постига значително по-бърза конвергенция за същото ниво на MSE в стабилно състояние след като алгоритъмът е конвергиран.

2.3.3 Affine Projection (AP)

AP алгоритъмът е обобщен вариант на NLMS. Вместо да се минимизира текущият сигнал на грешката $e(n)$, AP алгоритъмът увеличава темпа на конвергенция на NLMS, използвайки набор от P -ограничения - $d(n-k) = \vec{w}^T(n+1)\vec{u}(n-k)$ за $k = 0, 1, \dots, P-1$. $P < M$. Следователно за получаване на AP се използва псевдо-инверсия на матрицата на входния сигнал:

$$(4) \quad \vec{w}(n+1) = \vec{w}(n) + \mu \vec{A}^T(n) [\vec{A}(n)\vec{A}^T(n)]^{-1} \vec{e}(n),$$

$$(5) \quad \vec{e}(n) = \vec{d}(n) - \vec{A}(n)\vec{w}(n),$$

където матрицата на входния сигнал $\vec{A}^T(n) = [\vec{u}(n), \vec{u}(n-1), \dots, \vec{u}(n-P+1)]$ се състои от P на брой колони от входните вектори с дължина M , $\vec{e}(n) = [\vec{e}(n), \vec{e}(n-1), \dots, \vec{e}(n-P+1)]^T$ е векторът на сигнала на грешката и $\vec{d}(n) = [\vec{d}(n), \vec{d}(n-1), \dots, \vec{d}(n-P+1)]^T$ е векторът на желания сигнал. Изчислението на сигналите на грешката с (5) е базирано на P ограничения на AP алгоритъма. Повече ограничения (т.е. по-голямо P) води до по-бърза конвергенция, но за сметка на по-голямата сложност. Изчислителната сложност на AP е $O(P^2M)$.

2.3.4 Recursive Least Square (RLS)

За разлика от NLMS, който се получава чрез минимизиране на очакването на Squared error (SE), RLS алгоритъмът се получава от минимизирането на сумата на Weighted Least Squared Error (WLSE)

$$(6) \quad J_{LS}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} e^2(i),$$

където λ е "забравящ фактор" и има стойност по-малка и близка до 1. Този фактор дава експоненциално по-малка тежест на по-старите стойности на грешката, поддържайки работата на филтъра в нестационарни условия. В Least Square (LS) метода, тегловният вектор $\vec{w}(n)$ се оптимизира, базирайки се на наблюдение, започващо от първата итерация ($i = 1$) до текущия момент ($i = n$).

Изчислителната сложност на RLS е от порядъка на $O(M^2)$. Има няколко ефикасни разновидности на RLS, като например бързият „напречен“ филтър с

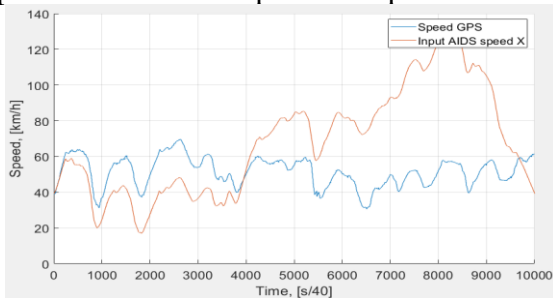
редуцирана сложност до $O(M)$. В сравнение с NLMS и AP, RLS има по-високи изисквания за изчислителни ресурси. AP има сложност, която се разполага между тази на NLMS($P = 1$) и RLS(за $P = M$).

3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛНИ РЕЗУЛТАТИ

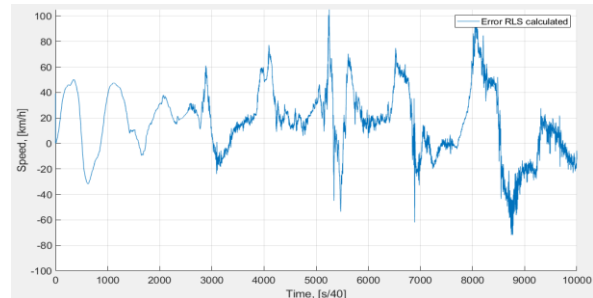
Чрез експеримента се показва как се определя скоростта на обект чрез използване на данни, получени от инерциален сензор. Необработените изходни данни по трите оси – X, Y и Z, дават измерение на моментните ускорения. Данните от сензорите са експортирани в текстови файлове, които са импортирани и обработени в Matlab [6]. Стойността на скоростта се получава след интегриране на ускорението, а впоследствие получената скорост се сравнява с референта, измерена от независим GPS приемник. Стойностите за скоростта се обработват и с избрания RLS адаптивен филтър при различни стойности на λ . Обработените след филтриране резултати се интегрират повторно и така получените данни за изминато разстояние се сравняват с референтното изчислено.

За демонстрация на възможностите на адаптивен филтър, използващ RLS алгоритъм, са използвани данни за ускорение по оста X, получени от сензор ADIS 16405, а за сигнал шум са ползвани данните по оста Y. Като референтен сигнал за сравнение са използвани данни от сигнал за скоростта по оста X получен от GPS приемник работещ паралелно с MEMS ADIS 16405 [4].

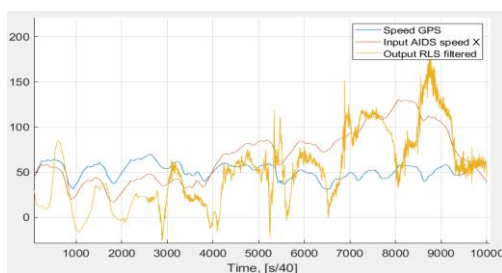
Данните показват резултат с най-малко отклонение от референтното разстояние при „забравящ фактор“ $\lambda = 0.99695$, което показва стойността на λ с най-висока ефективност за конкретното приложение.



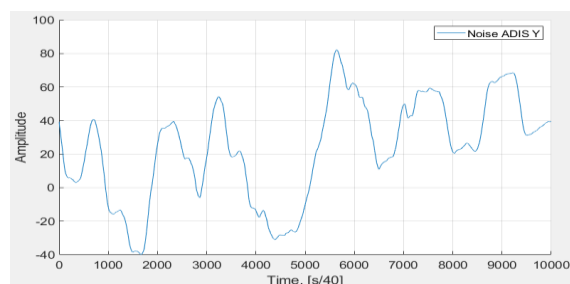
Фиг.4. Скорост при референтен и нефилтриран входен сигнал



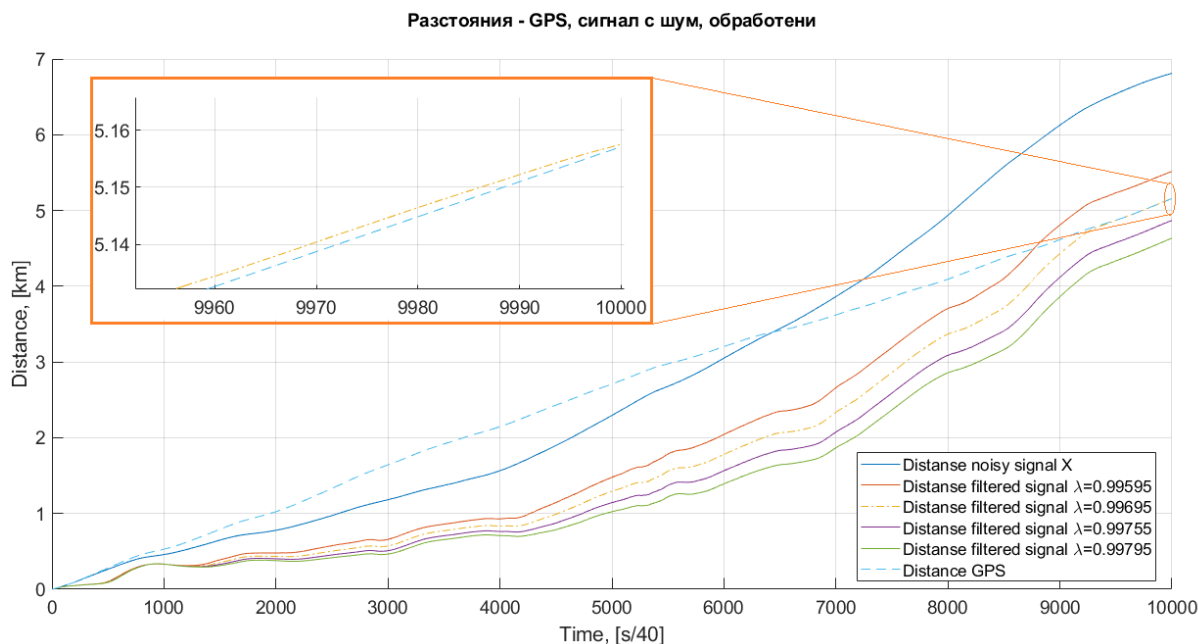
Фиг.5. Изчислени стойности на грешката по време на филтриране с $\lambda = 0.99695$



Фиг.6. Скорост при референтен, нефилтриран входен и филтриран изходен сигнал при $\lambda = 0.99695$



Фиг.7. Стойности на входен сигнал на шума, служещ за корекция на грешката



Фиг.8. Разстояния, изчислени с данни от референтен сигнал, нефилтриран входен сигнал и изходни филтрирани сигнали

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Сравнението на интегрирания сигнал за ускорение по оста X и референтната скорост показва значително отклонение за сравнително кратък период от време. След обработка на данните за скорост с изчисления RLS алгоритъм се вижда, че филтрираните данни за скорост, получени от инерциалния сензор са по-близки до тези на референтния сигнал. Последващото интегриране на филтрираните данни и сравнението на полученото изминато разстояние още по-ясно показват ползата от приложението филтър, доближавайки данните за изминатото разстояние максимално близко до референтното. Това доказва ефективността на адаптивния филтър при обработка на данни след прилагането му в инерциални системи.

Литература

- [1] В. Sergio, "Model Identification and Data Analysis", John Wiley & Sons, Inc., 2019
- [2] Б. Уидроу и С. Стирнз, "Адаптивная обработка сигналов", Превод от английски, Москва, 1989
- [3] А. Poularikas and Z. Ramadan, "Adaptive filtering primer with Matlab", Taylor and Francis Group, 2006
- [4] Е. Iontchev, Р. Miletiev, Р. Kapakanov and L. Hristov, "Sensor data fusion for determine object position", ICEST North Macedonia, 2019
- [5] S. Dixit, D. Nagaria, "LMS Adaptive Filters for Noise Cancellation: A Review", IJECE, Vol. 7, No. 5, October 2017, pp. 2520~2529
- [6] The MathWorks, Inc, "Adaptive Noise Cancellation Using RLS Adaptive Filtering", <https://www.mathworks.com/help/dsp/examples/adaptive-noise-cancellation-using-rls-adaptive-filtering.html>, 2020

ADAPTIVE FILTERS FOR MEMS INERTIAL SENSORS SIGNALS

Lachezar Hristov¹, Emil Iontchev¹, Rosen Miletiev²

*1) Todor Kableshkov University of Transport
Sofia, 158 Geo Milev Str.*

THE REPUBLIC OF BULGARIA

*2) Technical University of Sofia
8 Kl. Ohridski Blvd, 1000, Sofia,
BULGARIA*

Keywords: Adaptive filters, Recursive filter, Signal processing, Inertial sensors, MEMS, ADIS 16405.

Abstract:

Because of low inherent cost, small size, low power consumption, and solid reliability, often MEMS based sensors are used by inertial systems for navigation or object's dynamic parameters measurement. It is well known that Inertial Navigation Systems can provide high accuracy information on the position, velocity, and attitude over a short period. However, their accuracy degrades rapidly with time. The presence of unwanted noise in the output signal of the sensor additionally makes the results of the measurements worst and therefore it is very important the signal must properly treat, and the unwanted noise removed. The necessity of accurate leverage of the information requires applying reliable and proven methods for removing the noise in the output sensor's signal. The article resumes different kinds of adaptive filters and algorithms, their core principles and usual application on MEMS sensors. Following studied parameters and characteristics the RLS algorithm for adaptive filtration was chosen, because of the easy program implementation and the ability to fine tune the "forgetting factor". Experimental data from MEMS was gathered and the selected adaptive filter was applied. Results of the denoising analysis are shown.