FILTR ESTYMUJĄCY ORIENTACJĘ ROBOTA

raport z projektu z przedmiotu "Roboty Mobilne"

Bartosz Filipów 160488
Jakub Pełka 160648
AiR KSA 2

Politechnika Gdańska
Wydział Elektroniki, Telekomunikacji i Informatyki

Grudzień 2018

Streszczenie

W projekcie zdecydowaliśmy się na implementację trzech gotowych rozwiązań: filtru komplementarnego, filtru Kalmana i filtru Mahony'ego. Rozwiązania te zostały opisane w sekcjach 1-3. Jako dane wykorzystaliśmy własne pomiary, zebrane przy użyciu gotowego układu akcelerometru i żyroskopu oraz Atmegi8. Zadanie wzbogaciliśmy o filtr własnego pomysłu. Został on opisany w sekcji 4. Dodatkowo wykonaliśmy porównanie działania filtrów w sekcji 5 oraz napisaliśmy program, w środowisku Java 3D, wizualizujący działanie wszystkich filtrów. Link do repozytorium online: `https://github.com/bertonoon/roboty_mobilne`.

1 Filtr Komplementarny [2]

Filtr komplementarny stosuje filtr górnoprzepustowy na odczyt z żyroskopu w celu usunięcia jego dryftu. Natomiast na odczyt z akcelerometru nałożony jest filtr dolnoprzepustowy w celu usunięcia zakłóceń. Na poniższym rysunku przedstawiono jego opis matematyczny.

$$\theta = \frac{1 + \frac{K_p}{K_i}s}{1 + \frac{K_p}{K_i}s + \frac{1}{K_i}s^2}a + \frac{\frac{1}{K_i}s^2}{1 + \frac{K_p}{K_i}s + \frac{1}{K_i}s^2}\frac{1}{s}\omega.$$

Rysunek 1: Matematyczny opis filtru komplementarnego

2 Filtr Kalmana [3], [1]

Do działania filtru Kalmana potrzebny jest opis obiektu w przestrzeni stanu. Filtr ten jest obserwatorem stanu minimalizujący średniokwadratowy błąd estymacji. Jego działanie opiera się o dwie fazy. Faza pierwsza - predykcji stanu (rysunek 2), faza druga - aktualizacja pomiarów (rysunek 3). Zmiennymi stanu wybranymi w naszym filtrze jest położenie kątowe robota oraz dryft żyroskopu.

$$\widehat{\mathbf{x}}(t+1|t) = \mathbf{A}\widehat{\mathbf{x}}(t|t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t)$$
$$\mathbf{P}(t+1|t) = \mathbf{A}\mathbf{P}(t|t)\mathbf{A}^T + \mathbf{V}$$

Rysunek 2: Filtr Kalmana – predykcja stanu

$$
\begin{aligned}
\varepsilon(t) &= \mathbf{y}(t) - \mathbf{C}\widehat{\mathbf{x}}(t|t-1) \\
\mathbf{S}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{P}(t|t-1)\mathbf{C}^T + \mathbf{W} \\
\mathbf{K}(t) &= \mathbf{P}(t|t-1)\mathbf{C}^T\mathbf{S}^{-1}(t) \\
\widehat{\mathbf{x}}(t|t) &= \widehat{\mathbf{x}}(t|t-1) + \mathbf{K}(t)\varepsilon(t) \\
\mathbf{P}(t|t) &= \mathbf{P}(t|t-1) - \mathbf{K}(t)\mathbf{S}(t)\mathbf{K}(t)^T
\end{aligned}
$$

Rysunek 3: Filtr Kalmana – aktualizacja pomiarów

3 Filtr Mahony'ego [2]

Filtr Mahony'ego sprowadza się do użycia regulatora PI w celu zniwelowania efektu dryftu żyroskopu. Na poniższym rysunku przedstawiono jego matematyczny opis.

The gyro drift estimation is facilitated by using a PI controller [RM08], and the transfer function is accordingly

$$\theta = \left(K_p + K_i \frac{1}{s}\right) \frac{1}{s}(a - \theta) + \frac{1}{s}\omega, \qquad \text{Eq. (3.5)}$$

Following again the standard implementation (positional PID algorithm) one separates Eq. (3.5) into $e = a - \theta$, $I = K_i \frac{1}{s} e$, and $\theta = \frac{1}{s}(K_p e + I + \omega)$, and discretizes it as

$$
\begin{aligned}
e_k &= a_k - \theta_{k-1} \\
I_k &= I_{k-1} + K_i \Delta t e_k \\
\theta_k &= \theta_{k-1} + (K_p e_k + I_k + \omega_k)\Delta t \qquad \text{Eq. (3.6)}
\end{aligned}
$$

This results in the update laws

$$
\boxed{
\begin{aligned}
I_k &= I_{k-1} + K_i \Delta t (a_k - \theta_{k-1}) \\
\theta_k &= \alpha\theta_{k-1} + (1 - \alpha)a_k + (\omega_k + I_k)\Delta t \qquad \text{Eq. (3.7)}
\end{aligned}
}
$$

with $\alpha = 1 - K_p \Delta t$.

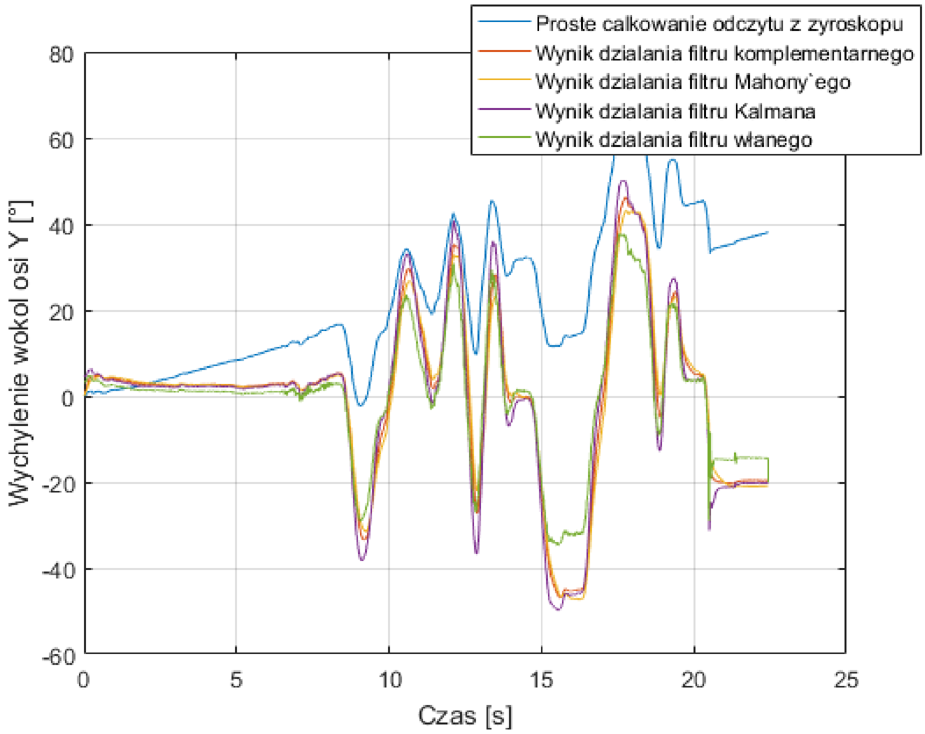
Rysunek 4: Matematyczny opis filtru Mahony'ego

4 Własny filtr

Filtr naszego pomysłu aproksymuje, przy użyciu funkcji liniowej, pomiary z żyroskopu. Wiąże się to z wymogiem kalibracji przed załączeniem potencjalnego robota. Należy zebrać pomiar, dowolnej długości (kod programu wykorzystuje jedną z pierwszych i ostatnich próbek), na bazie którego zostanie wyliczony wpływ dryftu. Kolejnym krokiem algorytmu jest odjęcie od wartości kolejnych próbek żyroskopu, odpowiadającym im wartości punktów linii prostej, wyznaczonej przez aproksymacje z poprzedniego kroku. "Wyprostowane" pomiary są sprzężone z pomiarami z akcelerometru poprzez filtr medianowy, który to bierze 3 sąsiednie próbki z każdego sposobu pomiaru. Wadą tego rozwiązania jest założenie o niezmienności dryftu w czasie.

5 Porównanie

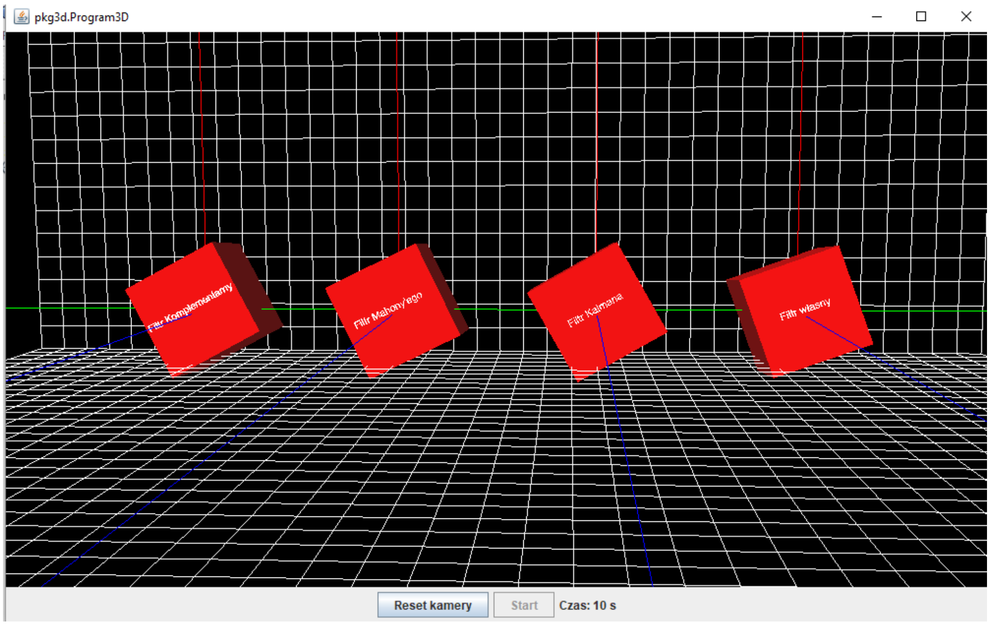
Porównanie wszystkich filtrów zostało przedstawione na rysunku poniżej. Widać drobne różnice pomiędzy poszczególnymi estymacjami. Można wpłynąć na nie poprzez inne dobranie parametrów w poszczególnych filtrach. Jak widać filtr naszego projektu nie radzi sobie ze dużymi zmianami kąta w przeciwieństwie do pozostałych.



Rysunek 5: Porównanie działania filtrów

6 Wizualizacja

Wizualizacja została wykonana w środowisku Java3D. Można w niej zobaczyć wizualizację i porównanie działania wszystkich opisanych filtrów w tym raporcie. Pomiary zostały przedstawione na przykładzie zmieniania się orientacji sześcianu względem osi y. Widok z działania programu został przedstawiony na rysunku poniżej.



Rysunek 6: Program symulujący działanie filtrów.

Bibliografia

[1] Stanisław Raczyński, *Mobile Robots – Sensors*.

[2] http://www.olliw.eu/2013/imu-data-fusing/#chapter31 (data dostępu 26.11.2018r).

[3] https://forbot.pl/blog/filtr-kalmana-teorii-praktyki-1-id2855 (data dostępu 28.11.2018r).