

FUZJA SENSORYCZNA IMU METODĄ FILTRA KALMANA

Kamil MAŚLANKA¹, Jarosław JANUSZ²

1. Vistakon Johnson&Johnson Ireland
tel.: +48 696308658, +353(0)852323473 e-mail: maslanka.kam@gmail.com
2. Akademia Techniczno-Humanistyczna w Bielsku Białej
tel.: +48 338279361, +48 505068541 e-mail: jjanusz@ath.bielsko.pl

Streszczenie: W pracy przedstawiono metody pomiaru orientacji obiektu w przestrzeni. Na potrzeby określenia orientacji obiektu (attitude) estymowano lotnicze kąty Eulera RPY - Roll, Pitch, Yaw. Do pomiaru poszukiwanych wielkości wykorzystano mikroprocesorowy inercyjny układ pomiarowy (IMU). Dzięki fuzji sensorycznej zintegrowano dane pochodzące z fizycznie odseparowanych, niezależnych czujników IMU. W celu sprawdzenia poprawności fuzji sensorycznej zaimplementowano filtrację Kalmana w środowisku inżynierskim Matlab oraz na mikrokontrolerze a uzyskane wyniki pomiarów przedstawiono na przebiegach czasowych. W wyniku modelowania procesu pomiarowego oraz jego implementacji i filtracji w sterowniku cyfrowym uzyskano odfiltrowane przebiegi wielkości określających orientację obiektu w przestrzeni.

Słowa kluczowe: filtr Kalmana, akcelerometr, żyroskop, magnetometr.

1. WSTĘP

Projektując układy sterowania obiektów poruszających się w przestrzeni należy zmierzyć się z problemem określania ich położenia i pozycji w przestrzeni. W przypadku obiektów związanych z lotnictwem najczęściej wykorzystuje się kąty Eulera. W celu wyznaczenia tych kątów wykorzystuje się kilka współpracujących ze sobą czujników poprzez ich fuzję i integrację danych z nich pozyskiwanych [1, 3, 7].

Artykuł przedstawia sposób realizacji łączenia danych pomiarowych z wykorzystaniem cyfrowego filtra Kalmana. Filtrację taką przeprowadzono dla każdej osi z osobna, zakładając brak zależności pomiędzy obrotami względem osi prostopadłych.

2. DOBÓR I KONFIGURACJA SENSORA IMU

Odpowiedni układ pomiarowy stanowi główne źródło danych o obiekcie i wybrany wg ścisłych kryteriów może znacząco ułatwić procedurę pomiarową oraz obróbkę danych. Całkowite minimum stanowią dwa układy pomiarowe: akcelerometr i żyroskop.

Jako testowy układ pomiarowy IMU (inertial measurement unit- inercyjny układ pomiarowy) wybrano 16 bitowy układ Razor-IMU-9DOF przedstawiony na rysunku 1. Układ ten zawiera wbudowane trzy sensory pomiarowe typu MEMS:

- ITG3200 – trójosiowy żyroskop,
- ADXL345- trójosiowy akcelerometr,
- HMC5883L – trójosiowy magnetometr.



Rys. 1. Inercyjny układ pomiarowy Razor-IMU-9DOF[2]

Zastosowanie tego układu pomiarowego daje 9 niezależnych osi pomiarowych, które po odpowiedniej obróbce i fuzji pozwolą na określenie wszystkich 6 stopni swobody układu w przestrzeni.

3. ORIENTACJA OBIEKTU. UKŁAD OBIEKTU A UKŁAD BAZOWY [3]

Jako model obiektu przyjęto prostokątny, prawoskrętny układ współrzędnych zaczepiony w środku ciężkości modelu tożsamy z układem współrzędnych sensorów pomiarowych. Na potrzeby określenia orientacji obiektu (attitude) estymowano lotnicze kąty Eulera RPY-Roll, Pitch, Yaw. Jako układ odniesienia przyjęto prostokątny, prawoskrętny nieruchomy układ przestrzeni nawigacyjnej typu NWU (North-West-Up).

Związek pomiędzy układem bazowym a układem obiektu opisują przekształcenia rotacji. Macierz (1) rotacji R określająca transformację układu NWU na układ obiektu określona jest następująco:

$$R_{Obj}^{NWU} = \begin{bmatrix} c_\theta c_\psi & s_\phi s_\theta c_\psi - c_\phi s_\psi & c_\phi s_\theta c_\psi + s_\phi s_\psi \\ c_\theta s_\psi & s_\phi s_\theta s_\psi + c_\phi c_\psi & c_\phi s_\theta s_\psi - s_\phi c_\psi \\ -s_\theta & s_\phi c_\theta & c_\theta c_\theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$R_{NWU}^{Obj} = R_{Obj}^{NWU^{-1}} = R_{Obj}^{NWU^T} \quad (2)$$

Zależność (2) pomiędzy przekształceniem odwrotnym pozwala na wyznaczenie orientacji obiektu w przestrzeni kartezjańskiej układu bazowego na podstawie znajomości kątów RPY (rys. 2) Układ

współrzędnych elementu pomiarowego IMU tożsamy jest z układem współrzędnych obiektu.

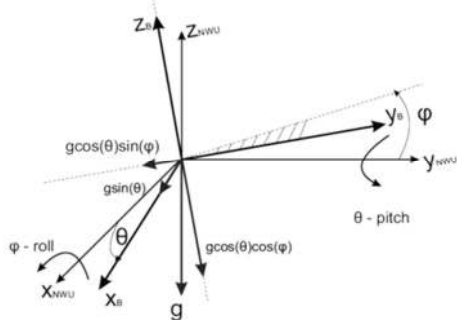
3.1. Orientacja – przekształcenia algebraiczne.

Akcelerometr, magnetometr [4]

Początkową najprostszą metodą określenia kątów przechylenia i pochylenia jest wykorzystanie akcelerometru mierzącego przyspieszenie obiektu w trzech osiach układu obiektu. Wektor przyspieszenia został zamodelowany jako suma rzeczywistego przyspieszenia obiektu a_{obj} , składowej grawitacji g oraz białego szumu gaussowskiego w_a (3)

$$\begin{aligned} a &= a_{obj} + g + w_a \\ a_A &= [a_x \ a_y \ a_z]^T \end{aligned} \quad (3)$$

Przyspieszenie grawitacyjne oraz rzeczywiste przyspieszenie obiektu w przestrzeni określane jest w bazowym układzie współrzędnych NWU (rys. 3). Przyspieszenie obiektu jest pomijalnie małe w porównaniu z przyspieszeniem grawitacyjnym można więc przyjąć, że sensor akcelerometru mierzy rzuty wektora przyspieszenia grawitacyjnego na osie lokalnego układu współrzędnych związanego z obiektem (rys. 2).



Rys. 2. Wyznaczenie kątów ϕ i θ na podstawie wektora grawitacji

$$\begin{aligned} a_A &= R_{NWU}^{Obj} \cdot (a_{obj} + g) \\ a_{obj} &\approx \bar{0} \end{aligned} \quad (4)$$

$$a_A \approx R_{NWU}^{Obj} \cdot (g) = \begin{bmatrix} -s_\theta g \\ s_\phi c_\theta g \\ c_\phi c_\theta g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} \quad (5)$$

Wykorzystując zależności (4) i (5) możliwe jest wyznaczenie kątów przechylenia i pochylenia na podstawie zależności trygonometrycznych (6). Ponadto zakładając zakres zmienności kątów $\pm\pi$ wykorzystano dwuargumentowe funkcje trygonometryczne.

$$\left. \begin{aligned} s_\phi c_\theta g &= a_y \\ c_\phi c_\theta g &= a_z \end{aligned} \right\} \rightarrow \tan(\phi) = \frac{a_y}{a_z} \rightarrow \phi = \text{atan2}(a_y, a_z) \quad (6)$$

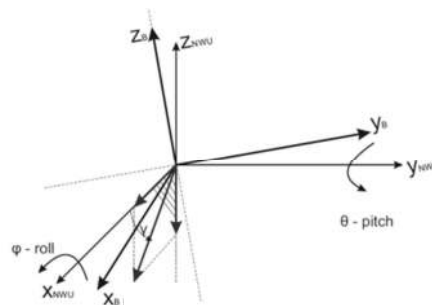
$$-s_\theta g = a_x \rightarrow \sin(\theta) = \left(\frac{a_x}{-g}\right) \rightarrow \theta = \text{asin}\left(\frac{a_x}{-g}\right)$$

W ten sposób wyznaczono dwa z trzech kątów lotniczych wymaganych do opracowania układu sterowania. Trzeci kąt zostanie wyznaczony z drugiego rodzaju sensora pomiarowego, jakim jest magnetometr. Wektor pola magnetycznego Ziemi przedstawiany jest jako wektor sygnału pomiarowego oraz jako wektora białego szumu gaussowskiego (7).

$$m = b_{obj} + w_m \quad (7)$$

Wektor pola magnetycznego w układzie bazowym NWU uwzględniającym odchylenie wektora pola od płaszczyzny XY (North-West) zapisano w postaci (8).

$$b_{NWU} = \begin{bmatrix} B \cos(\gamma) \\ 0 \\ -B \sin(\gamma) \end{bmatrix} \quad (8)$$



Rys. 3. Wektor natężenia pola magnetycznego Ziemi w układzie bazowym NWU

Pomiar natężenia pola przedstawiony w układzie obiektu (rys. 3) można zapisać w postaci (9).

$$m_M = [m_x \ m_y \ m_z]^T \quad (9)$$

$$m_M = R_{NWU}^{Obj} \cdot b_{NWU}$$

Uwzględniając całkowitą macierz rotacji jako iloczyn macierzy obrotów elementarnych wokół osi Z-Y-X równanie (9) przedstawiono w postaci (10), (11).

$$R_y \cdot R_x \cdot m_M = R_z^T \cdot b \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} c_\theta m_x + s_\phi s_\theta m_y + c_\phi s_\theta m_z \\ c_\theta m_y - s_\phi m_z \\ -s_\theta m_x + s_\phi c_\theta m_y + c_\phi c_\theta m_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_\theta c_\gamma \\ -s_\theta c_\gamma \\ -s_\gamma \end{bmatrix} \quad (11)$$

Podobnie jak w przypadku przekształceń algebraicznych w procesie wyznaczania kątów odczytanych z sensorów przyspieszenia również tutaj wyznaczyć można wartość kąta odchylenia.

$$\begin{aligned} \psi &= \text{atan}\left(\frac{-c_\phi m_y + s_\phi m_z}{c_\theta m_x + s_\phi s_\theta m_y + c_\phi s_\theta m_z}\right) \\ &\rightarrow \psi \sim \pm \pi \rightarrow \end{aligned} \quad (12)$$

$$\psi = \text{atan2}(-c_\phi m_y + s_\phi m_z, c_\theta m_x + s_\phi s_\theta m_y + c_\phi s_\theta m_z)$$

Wyznaczone w powyższy sposób kąty umożliwiające określenia orientacji układu w przestrzeni (12) obarczone są szybkozmiennymi i krótkotrwałymi zakłóceniami i zmianami wartości. Z tego powodu powinny zostać poddane filtracji w celu wyeliminowania szumu pomiarowego sensorów IMU.

3.2. Orientacja – proces całkowania. Żyroskop [3]

Trzecim rodzajem wykorzystywanego sensora pomiarowego jest trzyosiowy żyroskop. W przypadku idealnym sensor ten zwraca wektor prędkości kątowych wokół osi układu współrzędnych obiektu (13) definiowany następująco

$$\omega_G = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T. \quad (13)$$

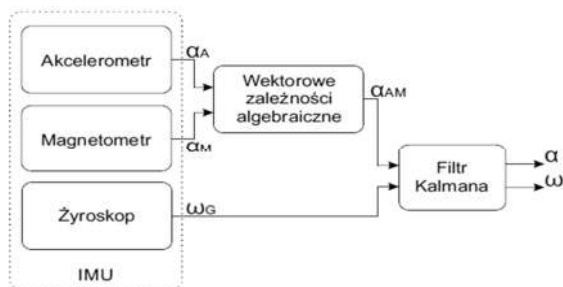
W przypadku rzeczywistym (14) sygnał pomiarowy modelowany jest jako suma rzeczywistej wartości prędkości kątowej ω , składowej stałej (biasu) β oraz szumu pomiarowego w_ω .

$$\omega_G = \omega_{obj} + \beta + w_\omega \quad (14)$$

Bezpośrednio pomiar prędkości kątowej nie może zostać wykorzystany do wyznaczania orientacji obiektu w przestrzeni. Możliwe jest jego całkowanie bezpośrednio lub rozwiązanie równania rotacji z wykorzystaniem macierzy rotacji. Takie rozwiązanie jednak obciążone jest błędami całkowania związanymi z modelem sygnału składowej stałej (biasu). Powoduje to powolne, lecz ciągłe zwiększanie wartości prędkości kątowej bez rzeczywistego ruchu obiektu. Efektem tego zjawiska jest tzw. dryft wyznaczanych wartości. Pozytywnym aspektem pomiarów żyroskopowych jest brak tzw. „nerwowości” charakterystyczny dla sensorów przyspieszenia i pola magnetycznego. Aby zintegrować dane z pozostałymi czujnikami zdecydowano się zaprojektować filtr Kalmana „NKF” dla poszczególnych osi lokalnego układu współrzędnych obiektu.

4. FUZJA SENSORYCZNA. FILTR KALMANA [3, 6]

Fuzja sensoryczna pozwala zintegrować dane pochodzące z fizycznie odseparowanych, niezależnych czujników IMU. Należy wyznaczyć wartości kątowe na podstawie zależności algebraicznych wykorzystując sensory akcelerometru i magnetometru. Następnie otrzymane z sensora żyroskopu wartości prędkości kątowych można wykorzystać do korekcyjnej orientacji obiektu w przestrzeni. Zaproponowano wykorzystanie w tym celu cyfrowego filtra Kalmana bazującego na znajomości zależności pomiędzy poszczególnymi sygnałami z sensorów a modelem procesu (rys. 4).



Rys. 4. Schemat wyznaczania danych pomiarowych z sensorów IMU z wykorzystaniem układu mikroprocesorowego

Zapis procesu filtracji (15).

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Fx_k + Gu_k + Qu_k \\ y_k &= Hx_k + r_k \end{aligned} \quad (15)$$

Należy zbudować model procesu wyznaczającego kąty rotacji obiektu z trzech niezależnych kanałów pomiarowych. W tym celu, jako zmienne stanu przed procesem filtracji wybrano wartość kąta oraz prędkości kątowej. Całość rozpatrywano dla trzech osi niezależnie.

Jak wspomniano wcześniej sygnał ten obciążony jest błędem składowej stałej β (16) oraz zakłóceniem

stochastycznym w postaci białego szumu Gaussowskiego o zerowej wartości oczekiwanej.

$$\omega_{G,k} = \omega_{obj,k} + \beta_k + w_{\omega,k} \quad (16)$$

Błąd zera zaliczany jest w tym wypadku do zakłócenia niskoczęstotliwościowego i jest trudny do wyeliminowania tradycyjnymi metodami filtrowania oraz bez wykorzystania drugiego źródła pomiarowego. W celu wyznaczenia wartości kąta zastosowano proces dyskretnego całkowania (17). Uwzględniając zamodelowany sygnał pomiarowy z żyroskopu równanie przedstawia się następująco

$$\begin{aligned} \alpha_{k+1} &= \alpha_k + (\omega_{G,k} - \beta_k + w_{\omega,k})\Delta t \\ &= \alpha_k + \omega_{G,k}\Delta t - \beta_k\Delta t \\ &\quad + w_{\omega,k}\Delta t \end{aligned} \quad (17)$$

W wektorze stanu filtracji (18) umieszczono zmienne wymagane do określenia aktualnej pozycji obiektu w przestrzeni tj. wartości kąta, prędkości kątowej oraz skumulowanego błędu biasu.

$$x_k = \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \omega_k \\ \beta_k \end{bmatrix} \quad (18)$$

Agregując równania do postaci zapisu modelu stanu filtracji otrzymano zapis macierzowy (19).

$$\begin{aligned} F &= \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & -\Delta t \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} Q \\ &= \begin{bmatrix} \Delta t & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} x_k &= \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \omega_k \\ \beta_k \end{bmatrix} \quad y_k = \begin{bmatrix} a_{k,AM} \\ \omega_{k,G} \end{bmatrix} \quad w_k = \begin{bmatrix} w_{\omega k} \\ \varepsilon_k \end{bmatrix} \quad r_k \\ &= \begin{bmatrix} r_{k,AM} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Model procesu nie zawiera wejścia sterującego, stan jest zależny bezpośrednio od danych z sensorów pomiarowych. Wartością wyjściową jest wartość kąta i prędkości kątowej. Tak zapisany model w układzie kartezjańskim ma zastosowanie dla trzech osi z uwagi na niezależność pomiaru w każdej z nich.

Dla modelu opisanego powyższymi równaniami stanu procesu fuzji sensorycznej filtracja Kalmana przebiega następująco:

- etap predykcji (20),

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1|k} &= F\hat{x}_{k|k} + Gu_k \\ \hat{P}_{k+1|k} &= F\hat{P}_{k|k}F^T + QWQ^T \end{aligned} \quad (20)$$

- etap filtracji (21),

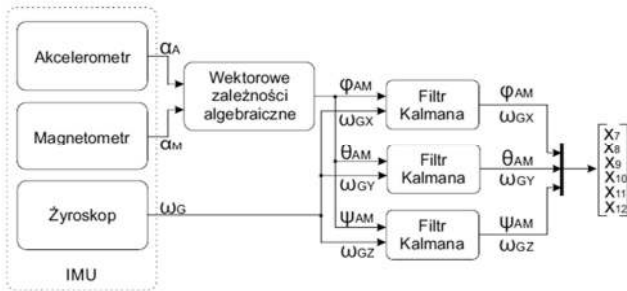
$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1|k+1} &= \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1}[y_{k+1} - H\hat{x}_{k+1|k}] \\ K_{k+1} &= P_{k+1|k}H^T(H\hat{P}_{k+1|k}H^T + R)^{-1} \\ P_{k+1|k+1} &= (I - K_{k+1}H)P_{k+1|k} \end{aligned} \quad (21)$$

Jako parametr strojenia filtracji przyjęto macierze R zawierające poziomy szumów pomiarowych oraz rozkład stochastyczny (22). Dane te można znaleźć w dokumentacji technicznej sensorów MEMS IMU.

$$W = E[w_k w_k^T] \quad R = E[r_k r_k^T] \quad (22)$$

Podsumowując powyższe rozważania należy pobrać z IMU tzw. wartości RAW (nieprzetworzone) przyspieszeń, prędkości kątowych oraz wartości natężenia pola magnetycznego ziemi. Następnie wyznaczyć nieodfiltrowane wartości kątów lotniczych i prędkości obrotowych wokół każdej z osi. Kolejnym krokiem jest skomponowanie tych danych w odpowiednie wektory i poddaniu filtracji algorytmem Kalmana z odpowiednimi współczynnikami zawartymi w macierzy W oraz R .

Kompletny schemat blokowy systemu IMU wraz z filtracją NKF przedstawiono na rysunku 5.



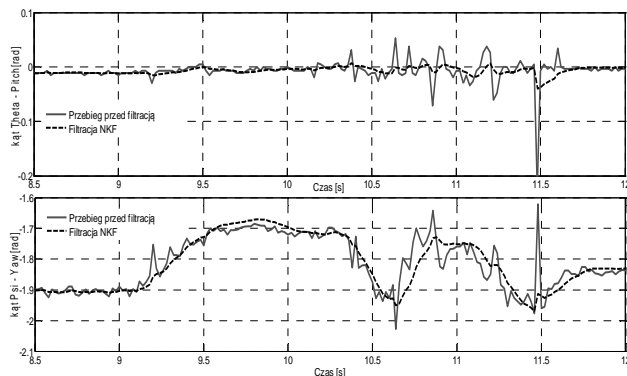
Rys.5. Kompletny układ pomiarowy wraz z procesem filtracji algorytmem Kalmana dla zmiennych orientacji obiektu w przestrzeni

4.1. Test poprawności oraz strojenie filtracji NKF

W celu określenia poprawności założeń poczynionych w poprzednim punkcie zaimplementowano filtrację Kalmana w środowisku inżynierskim Matlab. Następnie ze wstępnie skonfigurowanego czujnika IMU pobrano nieodfiltrowane wartości kątów i prędkości kątowych w poszczególnych osiach. Na tej podstawie dokonano wstępnego strojenia NKF. Strojenie w środowisku testowym umożliwia obserwację równocześnie przebiegów przed jak i po filtracji oraz analizę przebiegu i określenie poprawności doboru parametrów.

Przyjęte wartości początkowe macierzy W i R (23), przy których otrzymywano akceptowalny odfiltrowany przebieg (rys. 6).

$$W = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix} \quad (23)$$

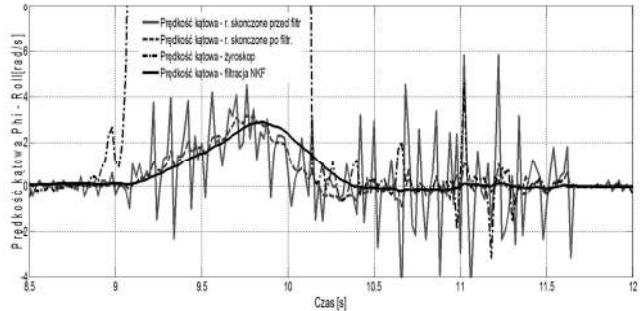


Rys. 6. Przebieg testowy kątów obrotu w układzie lokalnym poddany filtracji NKF

Na podstawie powyższych przebiegów można wnioskować, że działanie algorytmu filtracji jest poprawne. Jednakże algorytm wymaga dokładniejszego dostrojenia. Autor w trakcie testów wykonywał zmiany położenia sensora ruchami zdecydowanymi oraz bez przeregulowań. Przebiegi charakteryzują się jednak

niewielkim przeregulowaniem oraz opóźnieniem względem przebiegu przed filtracją.

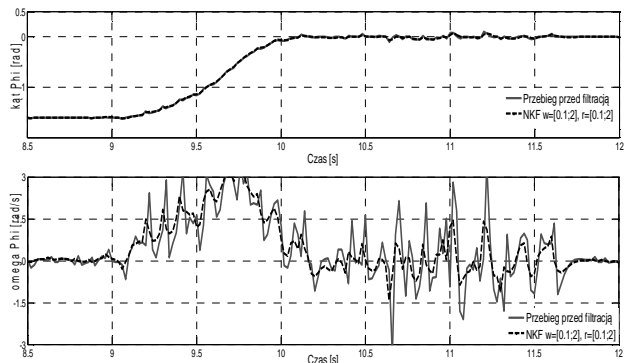
Przyglądając się procesowi filtracji prędkości kątowej można docenić wagę i skalę tego procesu. Mimo iż wartości prędkości kątowych w procesie stabilizacji brane są pod uwagę z niewielkimi współczynnikami to przebiegi pozyskiwane bezpośrednio z żyroskopu uniemożliwiałyby pracę algorytmu. Na rysunku 7 widać bardzo duże zakłócenia i szybkie zmiany wartości. Wartość prędkości kątowej uzyskana na podstawie różnic skończonych przebiegu zmian kąta przed procesem filtracji, charakteryzuje się bardzo dużym zaszumieniem.



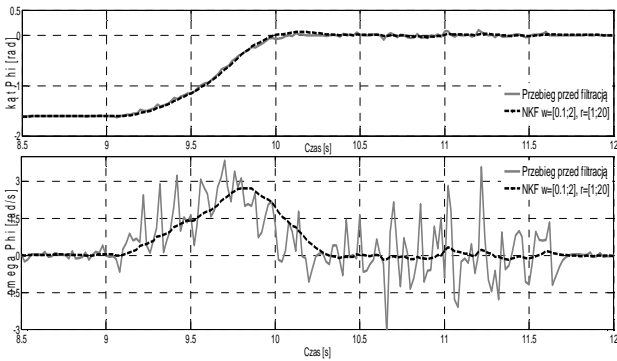
Rys. 7. Przebieg testowy prędkości kątowych w układzie lokalnym poddany filtracji NKF

Sygnał uzyskany na podstawie różnic skończonych przy zastosowaniu odfiltrowanych zmian kątów lotniczych charakteryzuje się zadowalającym poziomem zmienności i zaszumienia. Jednakże przebieg uzyskiwany bezpośrednio z macierzy stanu procesu filtracji jest przebiegiem najbardziej gładkim i w najlepszy sposób odwzorowującym rzeczywiste zmiany prędkości kątowej układu.

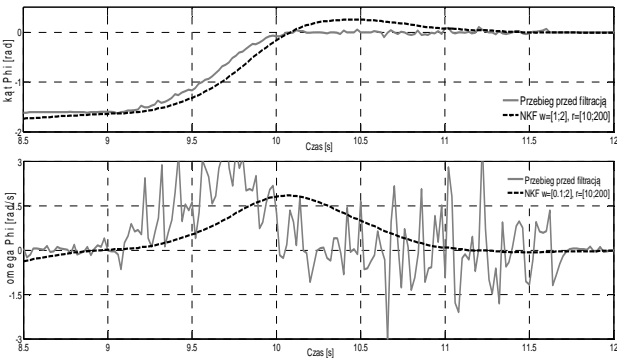
Obecny stan filtracji nie jest idealny i wymaga dostrojenia przed bezpośrednią implementacją w sterowniku IMU. Na rysunkach 8-10 przedstawiono przebiegi uzyskane podczas procesu strojenia dla różnych poziomów szumów.



Rys. 8. Filtracja sygnału z IMU w zależności od poziomu szumu gaussowskiego i błędu zera. Przebiegi dla poziomu szumów $r = [0,1; 2]$



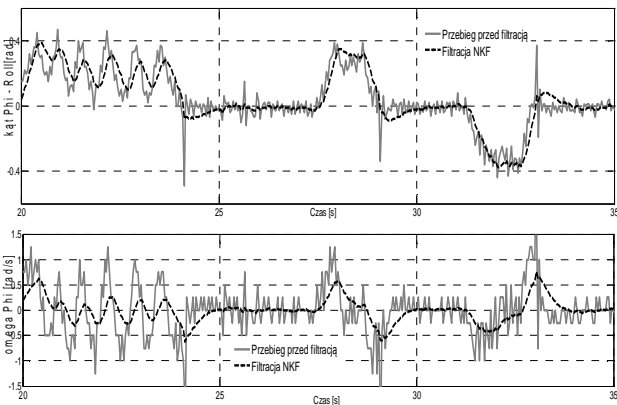
Rys. 9. Filtracja sygnału z IMU w zależności od poziomu szumu gaussowskiego i błędu zera. Przebiegi dla poziomu szumów $r = [1; 20]$



Rys. 10. Filtracja sygnału z IMU w zależności od poziomu szumu gaussowskiego i błędu zera. Przebiegi dla poziomu szumów $r = [10; 200]$

4.2. Implementacja NKF w mikrokontrolerze IMU

Zaprojektowany układ zaimplementowano w dobranym wcześniej elektronicznym układzie IMU.



Rys. 11. Przebiegi testowe z kanału pomiarowego osi X przed i po filtracji NKF

Funkcja realizująca filtrację metodą Kalmana w każdej pętli regulacji ma postać:

```
void Kalman(float xk[3][3], float y[3][3],
float P[3][3], float F[3][3], float
H[3][3], float QWQt[3][3], float R[3][3] )
```

Tak zaprogramowana funkcja realizująca pętlę procesu filtracji (etap predykcji i etap filtracji) jest wykonywana w głównej pętli programu z częstotliwością 25 Hz (interval=40 ms).

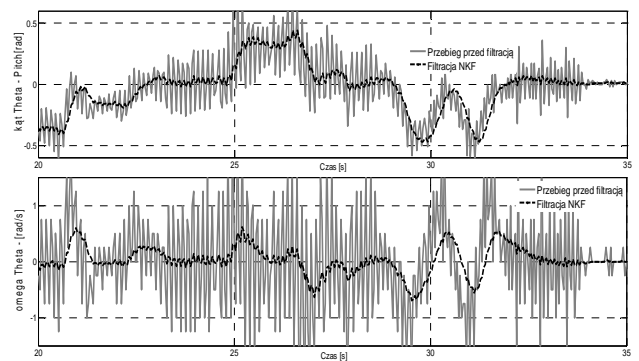
Zaimplementowany algorytm poddano dokładniejszym testom polegającym na strumieniowaniu poprzez port szeregowy sygnałów z trzech osi pomiarowych przed i po filtracji. Następnie pobrane dane

zostały przedstawione na przebiegach czasowych z wykorzystaniem narzędzia symulacyjnego Matlab (rys. 11-13). Maksymalny błąd względny $\delta_{q_{max}}$ i średni błąd względny $\bar{\delta}_q$ wyznaczany na podstawie (24) (gdzie: q oznacza kąt, dla którego wyznacza się błąd) uzyskany dla odfiltrowanych sygnałów kątów R, P, Y wynosi odpowiednio:

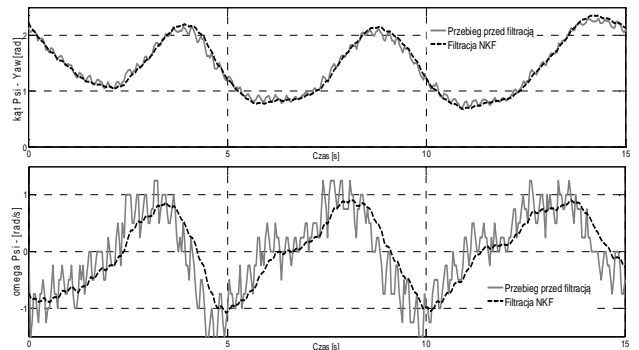
$$\begin{aligned} \delta_{R_{max}} &= 42,7\%, \quad \bar{\delta}_R = 6,2\%, \\ \delta_{P_{max}} &= 34,7\%, \quad \bar{\delta}_P = 8,3\%, \\ \delta_{Y_{max}} &= 14,7\%, \quad \bar{\delta}_Y = 3,4\%. \end{aligned}$$

$$\delta_{q_{max}} = \max \left| \frac{q_{IMU} - q_{NFK}}{q_{max_{IMU}} - q_{min_{IMU}}} \right| \cdot 100\% \quad (24)$$

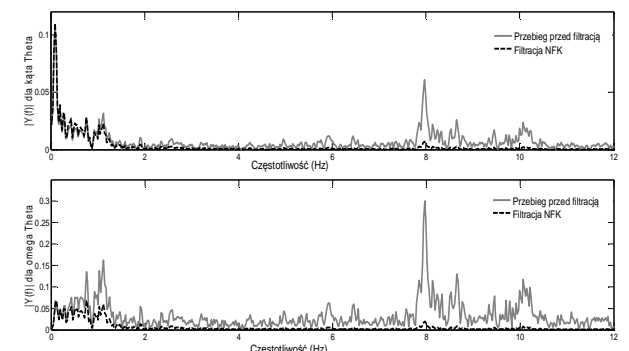
Wyznaczono również widmo częstotliwościowe sygnałów pomiarowych przed i po filtracji. Dla niewielkich częstotliwości widmo sygnału pomiarowego i filtrowanego pokrywają się natomiast przy wyższych częstotliwościach filtr NKF spełnia swoją rolę i składowe harmoniczne wyższych częstotliwości są tłumione.



Rys. 12. Przebiegi testowe z kanału pomiarowego osi Y przed i po filtracji NKF



Rys. 13. Przebiegi testowe z kanału pomiarowego osi Z przed i po filtracji NKF



Rys. 14. Widmo częstotliwościowe kanału pomiarowego osi Y przed i po filtracji NKF

5. WNIOSKI

Analizując powyższe przebiegi można stwierdzić, że modelowanie procesu pomiarowego oraz jego implementacja i filtracja w sterowniku cyfrowym przyniosły pozytywny efekt. Sygnały są odfiltrowane w stosunku do bezpośrednich odczytów z sensorów, zarówno w przypadku spoczynku modelu jak i podczas pracy silników napędowych powodujących znaczne wibracje całego modelu. Taki sygnał z całą pewnością może stanowić pewne źródło danych o obiekcie dla głównego algorytmu sterującego.

6. BIBLIOGRAFIA

1. Woodman O. J.: An introduction to inertial navigation, University of Cambridge, Computer Laboratory, Technical Report no.696, August 2007. UCAM-CL-TR-696 / ISSN1476-2986, <http://www.cl.cam.ac.uk/techreports/> - 2016.01.
2. Serwis internetowy: www.sparkfun.com/products/1-2016.01.
3. Songlai H., Jinling W.: A novel method to integrate IMU and magnetometers In attitude and heading reference systems, School of Optoelectronic Science

and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China , School of Surveying and Spatial Information, The University of New South Wales, New South Wales, NSW 2052, Australia,

http://journals.cambridge.org/article_S0373463311000233.

4. Bieda R., Grygiel R.: Wyznaczanie orientacji obiektu w przestrzeni z wykorzystaniem naiwnego filtru Kalmana, *Przegląd Elektrotechniczny*, Vol. 90, Nr 1/2014, s. 34-41.
5. Solc F.: Modelling and Control of a Quadcopter, *Advances in Military Technology*, Vol. 5, No. 2, December 2010, 29-38.
6. Kędzierski J.: Filtr Kalmana – zastosowania w prostych układach sensorycznych, *Koło naukowe robotyków KoNaR*, 2007.
7. Maślanka K, Rękawek P., Janusz J., Kłosiński J.: Urządzenia pomiarowe wykorzystywane w dydaktycznych stanowiskach laboratoryjnych. *Pomiary, Automatyka, Kontrola*, Vol. 60, 2014, Nr 8, s. 556-559.

THE USE OF KALMAN FILTER FOR IMU SENSORY FUSION

The article describes method of measurement of 6DOF object's attitude. For the purposes of determining the object orientation (attitude) estimation of airline Euler angles Roll, Pitch, Yaw. There are three types of sensor using for this purpose: accelerometer, gyroscope and magnetometer. Working as a measurement system uses a microprocessor RAZR IMU 9-DOF. Three types of independent signals are connected using Kalman Filter Fusion developed on the basis of designated signal models and their dependencies in space state. The validity of the assumptions made by implementing the Kalman filter engineering environment of Matlab. The results of numerical experiments are presented in the form of time passes selected parameters that describe the orientation of the object. Designed filtration system is implemented in the electronic layout of the IMU and test research. As a result of the study was obtained from the sensor signals are filtered out. Registered time characteristics were presented in work.

Keywords: Kalman filter, attitude, accelerometer, gyroscope, magnetometer.