

## Technologia szerokopasmowa UWB w lokalizacji obiektów w pomieszczeniach zamkniętych

**Streszczenie.** W artykule przybliżono tematykę lokalizacji obiektów, poruszających się z nieznaną i zmienną prędkością, w pomieszczeniach zamkniętych z wykorzystaniem zasad funkcjonowania technologii szerokopasmowej UWB. Do estymowania miejsca położenia zastosowano rozszerzony i bezśladowy filtr Kalmana. Przedstawione wyniki badań symulacyjnych stanowią podstawę do dalszych prac nad projektowaniem dokładniejszych algorytmów estymacji położenia obiektów w przestrzeniach ograniczonych.

**Abstract.** The paper presents the problem of the indoor localization of objects that moves with an unknown and variable in time velocity using the principles of ultra wideband technology. To estimate the object position extended Kalman filter and unscented Kalman filter is used. The test results of simulations provide the basis for designing more accurate algorithms for indoor object position estimation. (**UWB in the indoor objects localization**).

**Słowa kluczowe:** rozszerzony filtr Kalmana, bezśladowy filtr Kalmana, lokalizacja, technologia UWB.

**Keywords:** extended Kalman filter, unscented Kalman filter, localization, ultra wideband technology.

doi:10.12915/pe.2014.08.44

### Wstęp

W ciągu ostatnich dziesięcioleci nastąpił znaczny rozwój technologii lokalizacji bezprzewodowej. Stopniowo zaczynają one odgrywać coraz większą rolę w wielu aspektach życia codziennego, w tym w takich dziedzinach jak: nadzorowanie zdrowia, nawigacja, wykrywanie zagrożeń, nadzór i śledzenie obiektów i wiele innych usług opartych na lokalizacji. Wymaga się, aby informacja z takiego systemu lokalizacji była wiarygodna, dokładna i dostarczana w czasie rzeczywistym lub zbliżonym do rzeczywistego. Coraz więcej działań nakierowanych jest ku aplikacjom, które mogą uczynić nasze życie łatwiejszym i wygodniejszym. Wiele z nich wykorzystuje właśnie informacje o położeniu.

W środowisku zewnętrznym odbiorniki systemów satelitarnych GNSS są szeroko rozpowszechnione i odgrywają dominującą rolę. Potencjału tego nie da się jednak wykorzystać do lokalizacji wewnątrz pomieszczeń, gdzie na system satelitarny nałożone są duże ograniczenia pod względem funkcjonowania, co powoduje poszukiwanie innych rozwiązań – metod, algorytmów, technologii i systemów lokalizacji na potrzeby lokalizacji i śledzenia wewnątrz budynków.

W związku ze złożonością środowiska wewnątrz przestrzeni ograniczonych, zamkniętych rozwój tych technik narażony jest na pewne ograniczenia związane z brakiem odbioru sygnału bezpośredniego, efektem wielodrogowości czy interferencji szumów i zakłóceń o różnym charakterze. Zazwyczaj takie efekty związane są z wpływem przeszkody na propagację fali elektromagnetycznej. Pomimo niemożliwości całkowitego wyeliminowania tych wad, badania prowadzone nad takimi systemami dowodzą możliwości ciągłej poprawy wydajności lokalnych wewnętrznych systemów lokalizacyjnych.

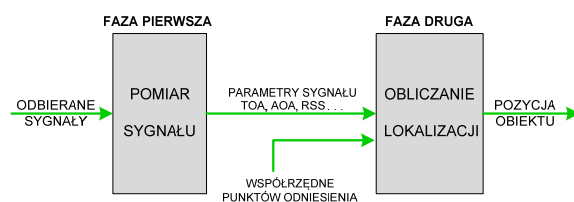
W artykule przybliżone zostały niektóre metody, techniki i technologie możliwe do zastosowania w ograniczonych przestrzeniach w celu lokalizacji obiektu. Szczególna uwaga została zwrócona na możliwość technologii UWB (ang. *ultra wideband*) w procesie lokalizacji obiektów z wykorzystaniem informacji o odległości od obiektu do sensora odbiorczego. Jako algorytmy służące do estymacji wektora stanu obserwowanego obiektu wykorzystano elementy nieliniowej filtracji kalmanowskiej.

### Zdefiniowanie problemu

System lokalizacji w przestrzeniach ograniczonych – pomieszczeniach zamkniętych można zdefiniować jako

system umożliwiający określenie położenia obiektu w analizowanej, obserwowanej przestrzeni takiej jak: fabryka, hala przemysłowa, szpital itp., w trybie ciągłym w czasie rzeczywistym.

W celu uzyskania fizycznego położenia badanego obiektu w środowisku zamkniętym realizowany proces można podzielić na dwie fazy: po pierwsze oszacowanie parametru sygnału: czasu odbioru, odległości, kąta lub mocy sygnału (za pomocą różnego rodzaju metod pomiarowych), a następnie obliczenie rzeczywistej pozycji na podstawie powyższych danych.



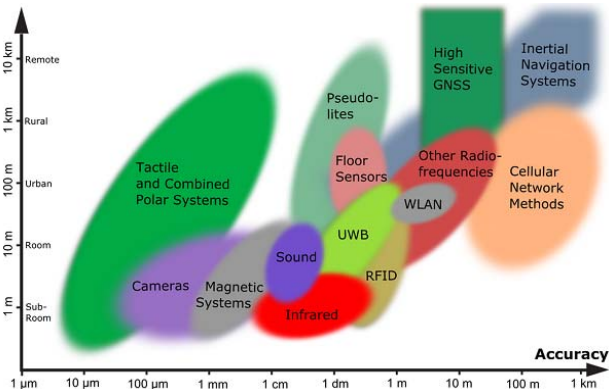
Rys.1. Etapy lokalizacji obiektu

W pierwszym etapie sygnały przesyłane są pomiędzy znacznikiem umiejscowionym na obiekcie śledzonym, a odpowiednimi sensorami. Podczas tego etapu wyznaczane są niektóre parametry analizowanych sygnałów [3,4]. Wyodrębnienie tych parametrów umożliwia wyestymowanie odległości pomiędzy obiektem a sensorami i może odbywać się poprzez wykorzystanie różnych dostępnych parametrów takich jak: moc odbieranego sygnału (RSS – *radio signal strength*), kąt padania sygnału (AOA – *angle of arrival*) lub czas (TOA – *time of arrival* – czas przybycia, RTOF – *roundtrip time of flight* – czas lotu w obie strony, inaczej RTT – *round trip time*).

W drugiej fazie położenie obiektu określane jest na podstawie znanego dokładnego położenia odpowiednich sensorów odniesienia oraz uzyskanych parametrów z fazy pierwszej. Najczęściej stosowane techniki bazują na obliczeniu zasięgu poprzez wykorzystanie parametrów odległościowych lub kątowych. Z powodu ograniczonych dokładności pomierzonych parametrów sygnałów w systemie rzeczywistym niezbędne jest wykorzystanie technik statystycznych opartych na optymalizacji w celu filtrowania szumów i poprawy dokładności otrzymanego wyniku. Jedną z takich metod jest filtr Kalmana.

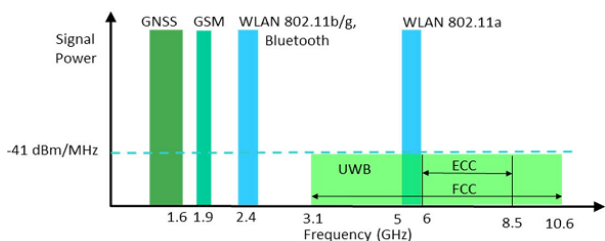
## Technologie lokalizacji wewnętrznej

W zależności od potrzeb analizowanego systemu lokalizacji wewnętrznej istnieją różne technologie możliwe do wykorzystania w tym zagadnieniu. Można do nich zaliczyć m.in.: podczerwień, ultradźwięki, RFID (ang. *Radio-frequency identification*), WLAN (ang. *Wireless Local Area Network*), Bluetooth, UWB itp. Każda z nich posiada zarówno zalety jak i wady. Wiele systemów lokalizacji wykorzystuje jedną z tych technologii, ale istnieją też systemy hybrydowe łączące kilka z nich. Dzięki temu dostarczają one całkowitej i dokładnej informacji o położeniu obiektu.



Rys.2. Przegląd technologii wykorzystywanych do lokalizacji w pomieszczeniach zamkniętych – pokrycie obszaru w funkcji dokładności określenia pozycji obiektu [5]

Jedną z obiecujących technologii określania położenia obiektów jest z pewnością wykorzystanie technologii szerokopasmowej UWB [2,4,5,7]. Technika ta bazuje na szybkim wysyłaniu krótkotrwałych impulsów. Czas trwania pojedynczego impulsu jest rzędu kilkudziesięciu pikosekund, dlatego widmo emisji jest bardzo szerokie (nawet powyżej 500 MHz lub 20% częstotliwości nośnej). Urządzenia UWB pracują na niskim poziomie mocy, co eliminuje również występowanie interferencji z innymi systemami radiokomunikacyjnymi oraz pozwala budować urządzenia o niskim poborze mocy – warunek niezbędny w przypadku lokalizacji bezprzewodowej użytkowników. Odpowiednie ograniczenia na moc sygnału i jego częstotliwość zostały wprowadzone przez organizacje międzynarodowe w celu uniknięcia nakładania się emisji występujących w zbliżonym zakresie częstotliwości (rys.3.).



Rys.3. Regulacje na widmo i moc dla urządzeń wykorzystujących technologię UWB

Krótkotrwałe impulsy UWB są łatwe do odfiltrowania w celu określenia, które sygnały są prawidłowe dla analizowanego sygnału, a które powstały w wyniku odbić i rozprożeń sygnałów. Do pewnego stopnia technologia ta posiada możliwość przenikania przez niektóre materiały: beton, drewno, szkło. Sygnał przenika łatwo przez ściany, sprzęt i odzież, co może być bardzo korzystne dla szacowania odległości, lokalizacji i śledzenia wewnątrz budynków. Właściwość ta jest również przydatna dla pozycjonowania w pomieszczeniach, ponieważ pozwala na

określanie zasięgu – odległości w warunkach braku bezpośredniej widoczności obiektu przez sensor oraz umożliwia śledzenie takiego obiektu. Jednakże materiały metalowe i ciekłe powodować mogą zakłócenia sygnału UWB. Zastosowanie większej ilości odbiorników UWB i ich odpowiedniego umiejscowienia może ograniczyć tę wadę. Krótki czas trwania impulsu umożliwia także uzyskanie wysokiego stopnia dokładności oszacowania czasu przyścia sygnału i bardzo dużą wydajność w środowisku odbić i rozprożeń sygnału.

W podjętych działaniach na bieżącym etapie parametrem określonym przez system wykorzystywanym do określenia położenia śledzonego obiektu jest pomiar odległości. Nie jest określone w jaki sposób została ona otrzymana przez system, aczkolwiek w dalszych pracach wykorzystane zostaną parametry czasowe do pomiaru odległości między sensorem, a obiektem śledzonym.

## Filtracja nieliniowa Kalmana

Kolejny etap działania to obróbka danych pozyskanych wcześniej z fazy pierwszej przez zastosowanie algorytmów wykorzystywanych do estymacji położenia, lokalizacji obiektu (faza druga).

W przypadku analizowanego problemu rozpatrywane będą algorytmy służące do estymacji położenia śledzonego obiektu w obszarze zamkniętym lub ograniczonym. Jako podstawę do opracowania algorytmów wzięto pod uwagę zasady funkcjonowania technologii UWB wykorzystującej pomiar parametrów czasowych sygnału (TOA lub RTT) dostarczającego informacji o odległościach pomiędzy obiektem, a punktami odniesienia z odpowiednimi zakłóceniami reprezentującymi błędy sensorów odbiorczych [3,4]. Celem takiego działania było pokazanie możliwości estymowania parametrów lokalizacji śledzonego obiektu w pomieszczeniu zamkniętym. Przeprowadzone zostały na tym etapie wstępne badania symulacyjne celem określenia możliwości przydatności takich rozwiązań dla wybranych konfiguracji sensorów i różnych trajektorii ruchu lokalizowanego obiektu.

Do estymacji położenia obiektu zaproponowany został filtr Kalmana, szeroko stosowany ze względu na swoją wydajność obliczeniową. Jest on iteracyjnym podejściem do problemu, wykorzystującym wiedzę a priori o charakterze zakłóceń – szumów w celu ich uwzględnienia i odfiltrowania. Podstawowa forma filtru Kalmana może być stosowana tylko do procesów liniowych. Natomiast gdy wystąpią nieliniowości systemu niezbędne jest również zastosowanie odmian nieliniowych filtracji [6,8].

Podczas projektowania algorytmu filtracji kalmanowskiej dla urządzenia lub systemu niezbędne jest sformułowanie jego opisu matematycznego składającego się z modelu dynamiki i modelu obserwacji. Najbardziej przydatny jest opis metodą przestrzeni stanów. W opisie tym zakłada się, że pełną informację o systemie w chwili  $t$  zawiera wektor stanu  $x(t)$ . Ciągły model systemu często wygodnie jest zastąpić modelem dyskretnym, ponieważ dane z urządzeń są dostępne jedynie w dyskretnych chwilach czasu, a do ich przetwarzania zwykle stosuje się urządzenia mikroprocesorowe, realizujące dyskretny algorytm filtracji

Pierwsze z równań, zwane modelem dynamiki lub równaniem stanu, jest w ogólnym przypadku nieliniowym równaniem różniczkowym. Opisuje ono zmiany w czasie wektora stanu modelowanego procesu (obiektu) oraz wpływ sterowań i zakłóceń na ten proces (obiekt). Drugie równanie, zwane modelem obserwacji, jest w ogólnym przypadku również równaniem nieliniowym, opisującym relację pomiędzy wektorem stanu, a wektorem pomiarowym.

W przypadku modelowania systemów lokalizacji, bardzo często okazuje się, że równanie stanu i/lub równanie obserwacji są nieliniowe i bezpośrednie zastosowanie do estymacji stanu filtru Kalmana jest niemożliwe. Zwykle stosuje się wówczas algorytmy suboptymalnej filtracji nieliniowej, wśród których najczęściej wykorzystywane w aplikacjach są następujące wersje filtru Kalmana: rozszerzony – EKF (ang. *Extended Kalman Filter*), linearyzowany – LKF (ang. *Linearized Kalman Filter*) oraz bezśladowy – UKF (ang. *Unscented Kalman Filter*). Do dalszych rozważań i badań zastosowano rozszerzony i bezśladowy filtr Kalmana.

Poniżej przedstawione zostaną etapy wyjaśniające zasadę działania algorytmów EKF przeznaczonych dla systemów o liniowym modelu dynamiki i nieliniowym modelu obserwacji, gdyż właśnie z takim przypadkiem mamy do czynienia w przypadku ruchu w pomieszczeniach zamkniętych [1,6,8]. Model dynamiki obiektu opiera się na podstawowych zasadach kinematyki, natomiast model obserwacji jest połączony relacją nieliniową z wektorem stanu obiektu:

1. Inicjalizacja – jednorazowa:

$$(1) \quad \hat{x}(0|0) = E[x(0)]$$

$$(2) \quad P(0|0) = P(0)$$

2. Aktualizacja czasu – przewidywanie wektora stanu i macierzy kowariancji błędów:

$$(3) \quad \hat{x}(k+1|k) = \Phi(k+1, k)\hat{x}(k|k)$$

$$(4) \quad P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q(k)$$

3. Obliczanie macierzy pomiarowej H:

$$(5) \quad H(k+1) = \left[ \nabla_{x(k+1)} h^T [x(k+1), k+1]^T \right]_{x(k+1)=\hat{x}(k+1|k)}$$

4. Realizacja pomiaru parametrów:  $z(k+1)$ ;

5. Aktualizacja pomiarów – wyliczenie macierzy wzmocnień Kalmana,

$$(6) \quad K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)^T \cdot [H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T + R(k+1)]^{-1}$$

a następnie estymacja wektora stanu i macierzy kowariancji błędów filtracji na podstawie przewidywanych estymat i wyliczonego wzmocnienia Kalmana:

$$(7) \quad \hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)\{z(k+1) - h[\hat{x}(k+1|k), k]\}$$

$$(8) \quad P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1|k)$$

Filtry EKF nadają się do zastosowania głównie w systemach o słabszych nieliniowościach, natomiast nie sprawdzają się dobrze w systemach silnie nieliniowych.

W celu wyeliminowania tych problemów możliwe jest wykorzystanie innego przekształcenia – UKF [1], lepiej niż EKF nadającego się do estymacji wektora stanu systemów silnie nieliniowych. W filtrze UKF zakłada się, że łatwiej estymować rozkład prawdopodobieństwa niż funkcję nieliniową. Rozkład ten nadal opisuje gaussowska zmienna losowa ale może być reprezentowana przez niewielką liczbę deterministycznie wybranych ważonych punktów sigma. Podlegają one w filtrze UKF transformacjom nieliniowym zgodnie z modelem dynamiki i obserwacji, opisywanym przez odpowiednie funkcje.

Liczba punktów sigma jest zależna od rozmiaru wektora stanu i w najprostszej odmianie algorytmu UKF wynosi jedynie  $n+1$ , a typowo jest równa  $2n+1$ .

Zakładając, że system, którego stan należy estymować jest opisany modelem nieliniowym o addytywnych zakłóceniach i błędach pomiarowych, jako algorytm filtracji można zastosować następującą wersję filtru UKF, w którym inicjalizacja jest wykonywana jednorazowo, natomiast pozostałe kroki są wykonywane w sposób rekursywny [1]:

1. Inicjalizacja:

$$(9) \quad \hat{x}(0|0) = E[x(0)]$$

$$(10) \quad P(0|0) = P(0)$$

2. Generacja  $2n+1$  punktów sigma i ich wag:

$$(11) \quad \left\{ \begin{array}{l} \chi_0(k|k) = \hat{x}(k|k), \quad W_0(k+1|k) = \frac{\kappa}{n+\kappa} \\ \chi_i(k|k) = \hat{x}(k|k) + \left[ \sqrt{(n+\kappa)P(k|k)} \right]_i, \\ W_i = \frac{\kappa}{2(n+\kappa)} \text{ dla } i=1, \dots, n \\ \chi_{i+n}(k|k) = \hat{x}(k|k) - \left[ \sqrt{(n+\kappa)P(k|k)} \right]_i, \\ W_{i+n} = \frac{\kappa}{2(n+\kappa)} \text{ dla } i=1, \dots, n \end{array} \right.$$

3. Transformacja nieliniowa  $2n+1$  punktów sigma zgodnie z modelem dynamiki:

$$(12) \quad \chi_i(k+1|k) = f[\chi_i(k|k), k] \text{ dla } i=1, \dots, 2n$$

4. Predykcja (aktualizacja czasu):

$$(13) \quad \hat{x}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i \chi_i(k+1|k)$$

$$(14) \quad P(k+1|k) = Q(k) + \sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_i(k+1|k) - \hat{x}(k+1|k)] \cdot [\chi_i(k+1|k) - \hat{x}(k+1|k)]^T$$

5. Korekcja (aktualizacja pomiarów):

$$(15) \quad \hat{z}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i \cdot h[\chi_i(k+1|k), k]$$

$$(16) \quad P_{xz}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i [\chi_i(k+1|k) - \hat{x}(k+1|k)] \cdot \{h[\chi_i(k+1|k), k] - \hat{z}(k+1|k)\}^T$$

$$(17) \quad P_{zz}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i \{h[\chi_i(k+1|k), k] - \hat{z}(k+1|k)\} \cdot \{h[\chi_i(k+1|k), k] - \hat{z}(k+1|k)\}^T$$

$$(18) \quad S(k+1) = P_{zz}(k+1|k) + R(k+1)$$

$$(19) \quad K(k+1) = P_{xz}(k+1|k) \cdot S^{-1}(k+1)$$

$$(20) \quad \hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1) \cdot [z(k+1) - \hat{z}(k+1|k)]$$

$$(21) \quad P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)S(k+1)K^T(k+1)$$

gdzie:  $\chi_i - i$  – ty punkt sigma,  $W_i$  – znormalizowana waga związana z  $i$  – tym punktem sigma,  $\kappa$  – współczynnik skalujący,  $\left[\sqrt{(n+k)P(k|k)}\right]_i$  –  $i$  – ty wiersz lub kolumna pierwiastka kwadratowego z macierzy  $(n+k)P(k|k)$  otrzymana np.: metodą dekompozycji Cholesky'ego.

W ww. algorytmie równanie stanu i równanie obserwacji są nieliniowe, natomiast w artykule rozpatrywany jest przypadek gdy nieliniowe jest tylko równanie obserwacji. W związku z powyższymi zależnościami 11 ÷ 14 mogą ulec uproszczeniu i zostać zapisane jako zależności 22 ÷ 24:

$$(22) \quad \hat{x}(k+1|k) = \Phi(k+1, k)\hat{x}(k|k)$$

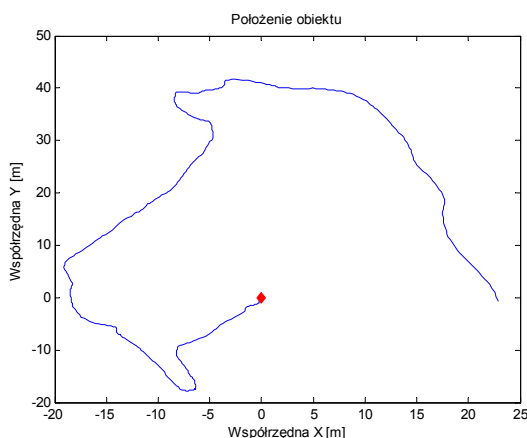
$$(23) \quad P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q(k)$$

$$(24) \quad \left\{ \begin{array}{l} \chi_0(k+1|k) = \hat{x}(k+1|k), \quad W_0(k+1|k) = \frac{\kappa}{n+\kappa} \\ \chi_i(k+1|k) = \hat{x}(k+1|k) + \left[\sqrt{(n+\kappa)P(k+1|k)}\right]_i \\ W_i(k+1|k) = \frac{\kappa}{2(n+\kappa)} \text{ dla } i=1, \dots, n \\ \chi_{i+n}(k+1|k) = \hat{x}(k+1|k) - \left[\sqrt{(n+\kappa)P(k+1|k)}\right]_i \\ W_{i+n}(k+1|k) = \frac{\kappa}{2(n+\kappa)} \text{ dla } i=1, \dots, n \end{array} \right.$$

gdzie  $\chi_i(k+1|k)$  oznacza  $i$  – ty wygenerowany punkt sigma.

### Badania symulacyjne

W celu wstępnej weryfikacji zaimplementowanych algorytmów filtracji kalmanowskiej rozszerzonej i bezśladowej dla różnego rodzaju trajektorii przemieszczania się obiektu oraz różnych konfiguracji rozmieszczenia sensorów odbiorczych w analizowanym obszarze zainteresowania przeprowadzono badania symulacyjne. W artykule przedstawiono przykładowe realizacje procesu pomiarowego i estymacji położenia obiektu dla trasy bardziej złożonej – nieliniowej (rys.4).



Rys.4. Trajektoria przemieszczania się obiektu

Scenariusz badań oparty był na rozmieszczeniu trzech sensorów odbiorczych, otrzymujących informacje o pomiarze odległości  $d$  pomiędzy każdym z nich, a poruszającym się obserwowanym obiektem [3,8]. W przestrzeni dwuwymiarowej, odległość pomiędzy  $i$  – tym

sensorem, a  $k$  – tym położeniem obserwowanego obiektu może przedstawiona zależnością reprezentującą elementy wektora pomiarowego:

$$(25) \quad d_{ik} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} + \tilde{d}_{ik}$$

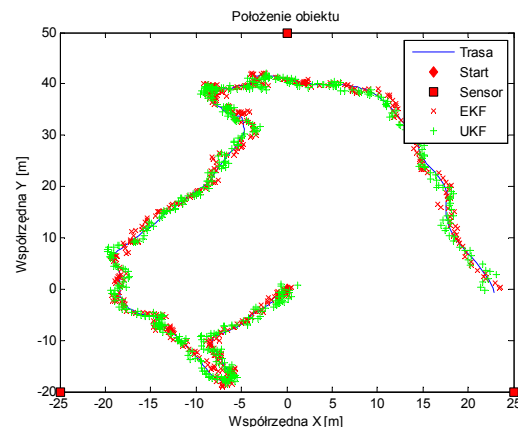
gdzie:  $x_i, y_i$  – współrzędne  $i$  – tego sensora ( $i = 1, 2, \dots$ , liczba sensorów);  $x_k, y_k$  – współrzędne  $k$  – tej pozycji obiektu obserwowanego ( $i = 1, 2, \dots$ , liczba mierzonych pozycji obiektu);  $d_{ik}$  – odległość pomiędzy  $k$  – tym sensorem, a  $k$  – tym położeniem obserwowanego obiektu;  $\tilde{d}_{ik}$  – błąd pomiaru odległości pomiędzy  $i$  – tym sensorem, a  $k$  – tą lokalizacją obserwowanego obiektu;

Na potrzeby przeprowadzonych badań do pomiarów odległości zostały wprowadzone błędy losowe o określonej wariancji. Modelowanie ruchu obiektu zostało zrealizowane poprzez wykorzystanie dla każdego wymiaru pozycji śledzonego obiektu modelu PV (Position – Velocity) oddającego lepiej realia sytuacji, gdy obiekt nie jest stacjonarny lecz przemieszcza się, przy czym elementy trajektorii obiektu w każdym wymiarze otrzymano przez podwójne scałkowanie szumu białego uzyskując w ten sposób losowe wartości położenia. W związku z wykorzystaniem modelu PV, również wektor stanu w filtrze Kalmana zawiera elementy związane zarówno z pozycją jak i prędkością obiektu w obu wymiarach płaszczyzny ruchu obiektu.

Poniższe wyniki badań prezentują dwa podejścia do rozmieszczenia sensorów: pierwsze I – w znacznej odległości od trasy obiektu oraz drugie II – w przypadku, gdy obiekt zbliży się do sensorów. Dla trasy wykonano 100 – krotną symulację realizacji procesu estymacji położenia obiektu obserwowanego. Wyniki zostały przedstawione w postaci graficznej i tabelarycznej w dalszej części artykułu (kolor czerwony – EKF oraz zielony – UKF).

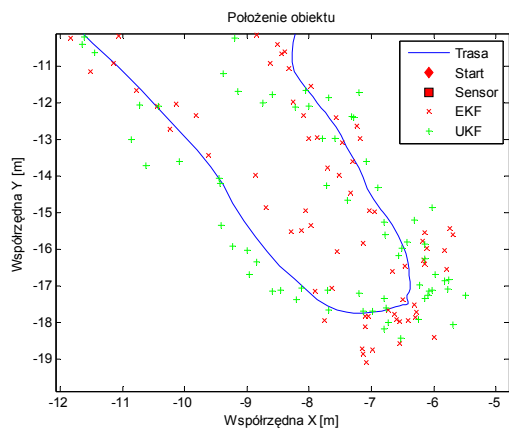
Rysunki 5 i 7 przedstawiają zobrazowanie trasy obiektu, położenie sensorów oraz wyestymowane położenia obiektów z wykorzystaniem filtrów Kalmana: EKF i UKF oraz powiększenie dolnego fragmentu trasy.

Na rysunkach 6 i 8 natomiast zaprezentowany został błąd średniokwadratowy estymacji współrzędnych X i Y dla poszczególnych lokalizacji z analizowanej trasy przy wyznaczeniu go z 100 – elementowej próby pomiarowej.

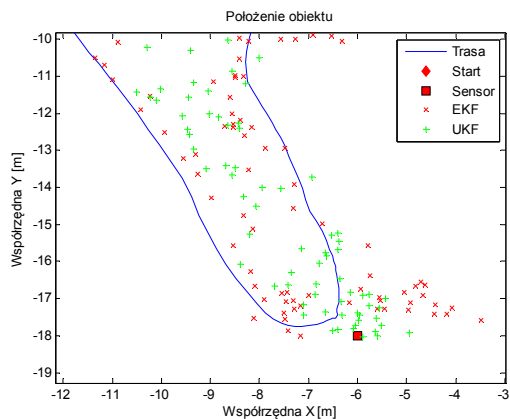


Rys.5. Przykładowa realizacja trajektorii ruchu obiektu dla konfiguracji I sensorów

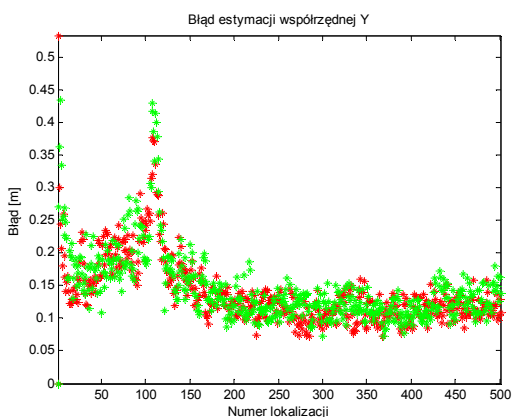
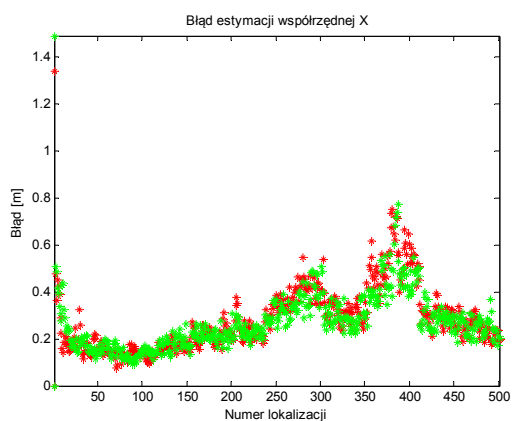




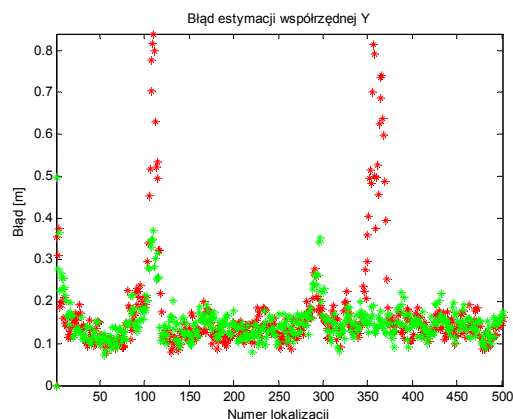
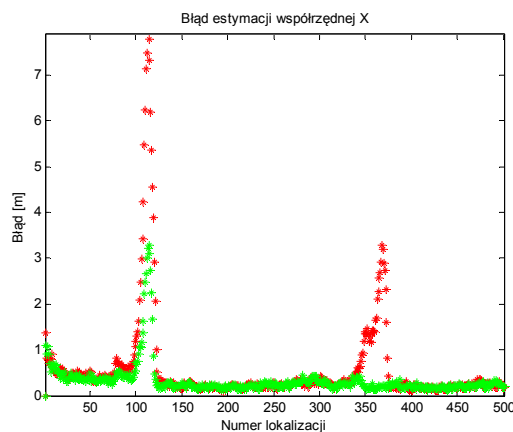
Rys.5a. Powiększenie fragmentu realizacja trajektorii ruchu obiektu dla konfiguracji I sensorów



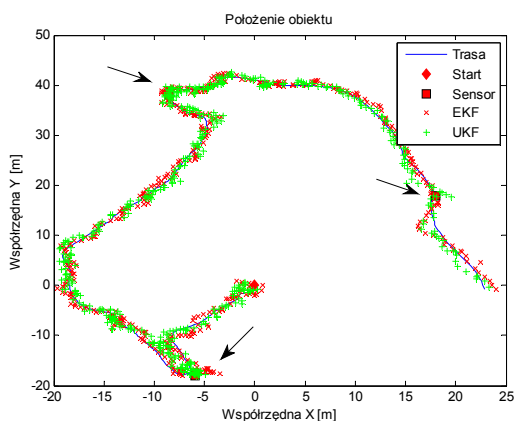
Rys.7a. Powiększenie fragmentu realizacja trajektorii ruchu obiektu dla konfiguracji II sensorów



Rys.6. Błąd średniokwadratowy estymacji współrzędnych dla poszczególnych lokalizacji dla konfiguracji I sensorów



Rys.8. Błąd średniokwadratowy estymacji współrzędnych dla poszczególnych lokalizacji dla konfiguracji II sensorów



Rys.7. Przykładowa realizacja trajektorii ruchu obiektu dla konfiguracji II sensorów

W tabelach poniżej przedstawione zostało porównanie wartości błędów średniokwadratowych estymacji poszczególnych współrzędnych analizowanej trajektorii ruchu obiektu dla obu konfiguracji rozlokowania sensorów odbiorczych.

Tabela.1. Błąd średniokwadratowy estymacji współrzędnych trajektorii obiektu dla konfiguracji I (rys.5) [m]

	EKF	UKF	%
X	0,6915	0,6547	5,3%
Y	0,3312	0,3492	-5,4%

Tabela.2. Błąd średniokwadratowy estymacji współrzędnych trajektorii obiektu (rys.7) [m]

	EKF	UKF	%
X	1,7556	0,8149	53,6%
Y	0,4051	0,348	14,1%

## Podsumowanie

Przeprowadzone analizy i badania pozwoliły na przeprowadzenie porównania możliwości wykorzystania nieliniowej filtracji Kalmana w formie rozszerzonej i bezśladowej w zastosowaniu do lokalizacji i śledzenia obiektu w ograniczonych przestrzeniach z dużą dokładnością.

Zaprezentowano przykładowe wyniki estymacji położenia obiektu z zastosowaniem obu rodzajów analizowanych filtrów w postaci graficznej dla nieliniowej trajektorii ruchu obiektu.

Jednocześnie wyznaczono błąd średniokwadratowy określenia odpowiednich współrzędnych położenia obiektu, dla obu metod dla zadanej trasy w celu porównania dokładności estymacji pozycji.

Potwierdzona została możliwość realizacji lokalizacji obiektu w pomieszczeniach zamkniętych w oparciu o zasady funkcjonowania technologii UWB w połączeniu z algorytmami nieliniowej filtracji Kalmana.

Uzyskane wyniki umożliwiają określenie położenia obiektu w ograniczonym obszarze zamkniętym z zadowalającą dokładnością.

Dla rozważanej trasy oraz obu konfiguracji sensorów odbiorczych można wyciągnąć kilka wniosków. Po pierwsze: dla konfiguracji 1 sensorów dla obu zastosowanych algorytmów filtracji wyniki estymacji są zbliżone. Ponadto daje się zauważyć, iż w przypadku zbliżania się obiektu do sensora odbiorczego następuje pogorszenie estymacji współrzędnych położenia śledzonego obiektu. Związane jest to z występowaniem znacznie mocniejszych nieliniowości trajektorii ruchu obiektu. Dla takiego przypadku lepszym rozwiązaniem jest filtr bezśladowy, co potwierdza rozważania teoretyczne dotyczące nieliniowej filtracji kalmanowskiej.

Na dalszym etapie należy podjąć działania zmierzające do poprawy dokładności lokalizacji poprzez wykorzystanie możliwości modyfikacji algorytmów estymujących położenie obiektu, jak również innych sposobów i technik pozyskiwania danych o położeniu.

W dalszych pracach należy zmierzać również do zaimplementowania opracowanych algorytmów na mikroprocesorze sterującym pracą systemu sensorów.

## LITERATURA

- [1] Kaniewski P.T., "Struktury, modele i algorytmy w zintegrowanych systemach pozycjonujących i nawigacyjnych", WAT, Warszawa 2010.
- [2] Kulaib A.R., Shubair R.M., Al-Qutayri M. A., Jason W. P. Ng: "An Overview of Localization Techniques for Wireless Sensor Networks", International Conference on Innovations in Information Technology, 2011, 167 ÷ 172.
- [3] Liu H., Darabi H., Banerjee P., Liu J., "Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: *Applications and Reviews*, 37 (2007), No.6, 1067 ÷ 1080.
- [4] MacGougan G., O'Keefe K., Klukas R., "Ultra-wideband ranging precision and accuracy", *Measurement Science and Technology*, 20 (2009).
- [5] Mautz R., "Indoor Positioning Technologies", Institute of Geodesy and Photogrammetry Department of Civil, Environmental and Geomatic Engineering, ETH Zurich, 2012.
- [6] Orderud F., "Comparison of Kalman Filter Estimation Approaches for State Space Models with Nonlinear Measurements", Conference on Simulation and Modeling, 2005.
- [7] Rahman T.A.; Ngah R., Hall P. S., "Ultra wideband technology and its applications", 5th IFIP International Conference on Wireless and Optical Communications Networks, 2008, Surabaya, WOCN '08, 1 ÷ 5.
- [8] Shareef A., Zhu Y., „Localization using extended Kalman filters in wireless sensor networks”, 13 (2009), Moreno V.M., Pigazo A., *Kalman Filter Recent Advances and Applications*,.

---

### Autorzy:

mgr inż. Tomasz Kraszewski

E-mail: [tomasz.kraszewski@wat.edu.pl](mailto:tomasz.kraszewski@wat.edu.pl)

Wojskowa Akademia Techniczna, Wydział Elektroniki, Instytut Radioelektroniki, ul. gen. S. Kaliskiego 2, 00-908 Warszawa

dr inż. Grzegorz Czopik

E-mail: [grzegorz.czopik@wat.edu.pl](mailto:grzegorz.czopik@wat.edu.pl)

Wojskowa Akademia Techniczna, Wydział Elektroniki, Instytut Radioelektroniki, ul. gen. S. Kaliskiego 2, 00-908 Warszawa