

Mariusz GIERGIEL, Piotr MAŁKA

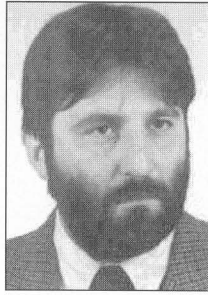
AKADEMIA GÓRNICZO-HUTNICZA, WYDZIAŁ INŻYNIERII MECHANICZNEJ I ROBOTYKI, KATEDRA ROBOTYKI I DYNAMIKI MASZYN

Sztuczne sieci neuronowe w sterowaniu minirobota kołowego

dr hab. inż. Mariusz GIERGIEL

Jest pracownikiem w Katedrze Robotyki i Dynamiki Maszyn AGH. Jego główne zainteresowania to komputerowe wspomaganie prac inżynierskich, zastosowanie mechatronicznego podejścia w projektowaniu, budowa i programowanie mikrorobotów.

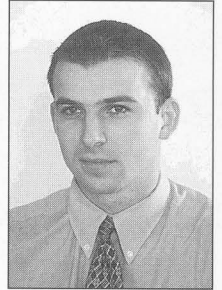
giergiel@uci.agh.edu.pl



mgr inż. Piotr MAŁKA

Jest doktorantem w Katedrze Robotyki i Dynamiki Maszyn AGH. Jego główne zainteresowania to wykorzystanie sztucznej inteligencji w robotyce i mechatronice. Skonstruował minirobota mobilnego, który wykorzystywany jest do badań symulacyjnych.

piomal@poczta.fm



Streszczenie

W artykule pokazano sposób wykorzystania sieci neuronowych do modelowania układów dynamicznych. Sygnały wykorzystane w analizie i symulacji numerycznej otrzymano z obiektu rzeczywistego - minirobot mobilny. Obliczenia numeryczne wykonano w środowisku programu Matlab™/Simulink. Przetworzono również szczegółowo budowę układu z członem kompensującym i stabilizującym wykonanym za pomocą sieci neuronowych.

Abstract

The article demonstrate mode of utilization of neural network to simulation of dynamic systems. Signals put-upon in analysis and simulation numeric have been received from real object - mobile minirobot. Numerical calculations have been done in the Matlab™-Simulink programme environment. This paper discusses in detail build from compensating element of system and stabilising executed with the help of neural network.

1. Wprowadzenie

Stan układów mechanicznych najczęściej definiuje się jako wektor utworzony z sygnału wyjściowego i jego kolejnych pochodnych. Stosowane sterowniki manipulatorów, robotów, mobilnych robotów kołowych wykorzystują sprzężenie zwrotne od stanu układu, nawet zastosowanie prostego sterownika PD wymaga pełnego pomiaru stanu układu. Stąd manipulatory robotów czy mobilne roboty kołowe wyposażone są w czujniki pomiarowe przemieszczenia i prędkości. Przemieszczenia mogą być stosunkowo dokładnie pomierzone, natomiast pomiar prędkości jest zwykle obarczony szumem pomiarowym, co w konsekwencji obniża dokładność sterowania tymi układami.

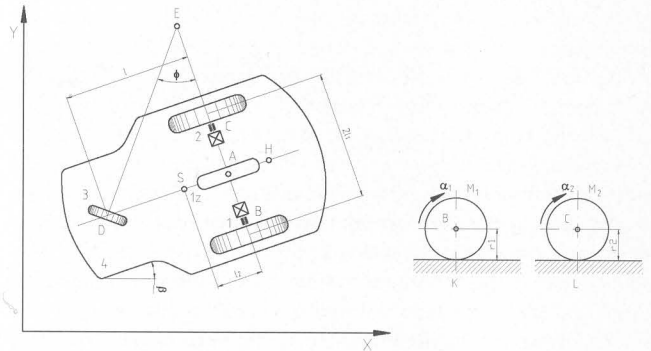
Zagadnienie związane ze sterowaniem mobilnymi robotami kołowymi jest złożone, co wynika z faktu, że obiekty te są układami nieliniowymi, nieholonomicznymi, wielowymiarowymi. Kwestie modelowania zadania odwrotnego dynamiki analizowane są w wielu pracach [1,2,3,4,5].

W niniejszej pracy do modelowania zadania odwrotnego dynamiki dwukołowego mobilnego minirobota zastosowano metody sztucznej inteligencji, które nie wymagają form liniowych ze względu na parametry modelu. Przedstawione rozwiązania teoretyczne zadania odwrotnego dynamiki mobilnego minirobota kołowego zostały zilustrowane badaniami symulacyjnymi wykonanymi przy użyciu pakietu MATLAB™/SIMULINK. Weryfikacje otrzymanych wyników dokonano na obiekcie rzeczywistym - minirobot kołowy, który został zbudowany w Katedrze Robotyki i Dynamiki Maszyn Akademii Górniczo-Hutniczej w ramach grantu KBN 5T07C00722 "Zastosowanie metod sztucznej inteligencji w mechatronicznym projektowaniu mobilnych robotów kołowych".

2. Dynamiczne równania ruchu minirobota mobilnego.

W pracy przyjęto 2-kołowy model M.MR.K., który rozpatrywano na podstawie prac [1,4,5,6]. Analizując dynamikę mobilnego ro-

bota kołowego niezbędne jest dobranie odpowiedniego modelu. Jak wiadomo z prac [1,4,5], korzystne jest przyjęcie modelu, w którym występują tylko dwa koła jezdne. Celem autorów było pokazanie metody analizy tego układu, a zdecydowano się pominąć trzecie koło podpierające samonastawne, które wprowadza do układu jedynie niewielkie zmiany natomiast znacznie komplikuje proces obliczeniowy.



Rys. 2.1. Minirobot mobilny

W rozpatrywanym minirobocie kołowym własnej konstrukcji, którego model fizyczny pokazano na rys 2.1 występują: rama 4, dwa koła jezdne napędzające 1 i 2, oraz koło samonastawne 3.

Do opisu dynamiki, koła napędzające zastępujemy jednym kołem zastępczym I_z położonym w punkcie A. Założenie takie przyjmujemy, ponieważ minirobot porusza się z małą prędkością $V \ll 0,5 \text{ m/s}$ i podczas jazdy naciski na obu kołach zmieniają się minimalnie, dzięki czemu oba koła możemy sprowadzić do jednego położonego po środku osi w punkcie A.

Ruch minirobota odbywa się w jednej płaszczyźnie, jego jednoznaczne ustawienie wymaga podania współrzędnych punktu A - x_A, y_A , kąta obrotu chwilowego ramy β , kąta obrotu koła napędzającego α_1 .

Korzystając z równań Lagrange'a II rodzaju, po przekształceniu możemy zapisać:

$$M(a)\ddot{q}_2 + C(a, \dot{q}_2)\dot{q}_2 + F(a, \dot{q}_2) = D(a)M_n \quad (2.1)$$

gdzie:

M - macierz bezwładności, C - macierz sił odśrodkowych i Coriolisa, F - macierz oporów ruchu, D - macierz współczynników sił i momentów

Wektory, macierze i współczynniki a mają następującą postać:

$$q_2 = [\beta \quad \alpha]^T \quad M(a) = \begin{bmatrix} a_1 & -a_2 \\ -a_2 & a_3 \end{bmatrix} \quad C(a, \dot{q}_2) = \begin{bmatrix} 0 & -a_4 \dot{\beta} \\ a_4 \dot{\beta} & 0 \end{bmatrix}$$

$$F(a, \dot{q}_2) = [(a_5 - a_7) \dot{a}_6 \quad a_5 + a_6]^T \quad D(a) = \begin{bmatrix} a_7 & -a_7 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_n = [M_1 \quad M_2]^T$$

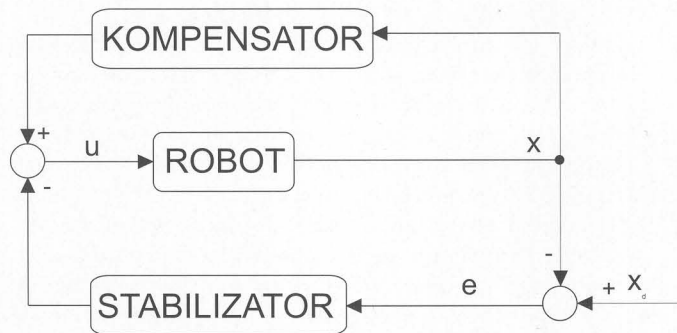
$$\begin{aligned}
 a_1 &= 2m_1l_1^2 + m_4l_2^2 + I_s + 2I_{x1} + 2I_{z1}h_1 \\
 a_2 &= 0, \\
 a_3 &= 2I_{z1} + (2m_1 + m_4)r^2, \\
 a_4 &= m_4l_2r, \\
 a_5 &= N_1f_1 \operatorname{sgn}(\dot{\alpha} + a_7\beta), \\
 a_6 &= N_2f_2 \operatorname{sgn}(\dot{\alpha} + a_7\beta), \\
 a_7 &= h_1,
 \end{aligned}
 \tag{2.3}$$

gdzie:

$m_1=m_2=0.053$ [kg] -- masy zastępcze kół napędzających, $m_4=0.565$ [kg] - masa zastępcza ramy robota, $I_{X1}=I_{X2}=0.000024$ [kgm²] - zastępcze masowe momenty bezwładności kół 1 i 2 określone względem osi x_1 i x_2 , $I_{Z1}=I_{Z2}=0.00028$ [kgm²] - zastępcze masowe momenty bezwładności odpowiednich kół określone względem osi obrotu własnego tych kół, założono iż osie układu odniesienia związanego z i-tą częścią są głównymi centralnymi osiami bezwładności, N_1 i $N_2=1.04$ [N] - siły nacisku na odpowiednie koła, $f_1=f_2=0.01$ - współczynniki tarcia toczenia kół napędzających, M_1 i M_2 momenty napędzające kół 1 i 2, $l=0.075$ [m], $l_1=0.07$ [m], $l_2=0.01$ [m], $h_1=r_1l_1^{-1}$ odległości wynikające z geometrii układu, $r_1=r_2=r=0.03$ [m] - promienie kół 1, 2 i 3. W równaniach nie uwzględniono masy oraz oporu toczenia koła samonastawnego 3, ponieważ jego masa jest bardzo mała i nie wpływa ona znacząco na dynamikę układu.

3. Sterowanie nadążne z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych mobilnego minirobotu kołowego.

Układy sterowania [2,3,6,7] zbudowane są ze sprzężenia kompensującego, zadaniem którego jest kompensacja nieliniowości obiektu, oraz sprzężenia zwrotnego stabilizującego błąd nadążania. W zadaniu analizowano syntezę sterownika neuronowego, w którym część kompensacyjna ma za zadanie realizację zadania odwrotnego dynamiki, realizowane jest to na drodze linearyzacji układu wejście-wyjście. Poniżej pokazany jest schemat ogólny układu sterowania z członem kompensacyjnym:



Rys.3.1. Ogólny schemat blokowy układu sterowania z członem kompensującym.

W przestrzeni stanu równania opisujące rozważany obiekt mają postać [7,9].

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= f(x,a) + G(x,a)u \\
 y &= Cx
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

gdzie:

$$\begin{aligned}
 f(x) &= [f_1(x,a) \ f_2(x,a)]^T \in R^n, \ G(x) \in R^{n \times n} \\
 G(x,a) &= [g_1(x,a) \ g_2(x,a)]^T, [g_3(x,a) \ g_4(x,a)]^T
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

Stosując linearyzację modelu wyznaczany sygnał sterowania:

$$u = G(x)^{-1}(-\dot{f}(x) + \dot{v}), \det G(x) \neq 0
 \tag{3.3}$$

gdzie:

- $v = -K_D s - Y_d$ - sygnał sprzężenia zwrotnego;
- $u_c = G(x)^{-1} \dot{f}(x)$ - sygnał kompensacji nieliniowości obiektu;
- $e = x - x_d$ - błąd stanu układu;
- $x_d = [q_{2d} \ \dot{q}_{2d}]^T$ - wektor opisujący zadaną trajektorię ruchu punktu H;
- $s = \Lambda^T e$ - uogólniony błąd nadążania;
- $Y_d = -\ddot{x}_d + \lambda \dot{e}$ - znany sygnał;

Zakładamy, że funkcje $f(x), G(x)$ nie są dokładnie znane, dlatego sygnał sterowania u zapiszemy w następującej postaci

$$u = \hat{G}(x)^{-1}(-\hat{f}(x) + v)
 \tag{3.4}$$

Do aproksymacji nieliniowych funkcji występujących w równaniu (3.1) można zastosować jednowarstwowe sieci radialne [3,5,8,10,11], o strukturze pokazanej na rysunku 3.2.

Rys.3.2. Schemat struktury sieć radialnej.

Warstwa ukryta składa się z wektora neuronów. Każdy z neuronów zawiera wektor parametrów zwany centrami. Neuron oblicza odległość euklidesową pomiędzy wektorem centrów a wektorem wejściowym, a następnie wyznaczana jest zależność nieliniowa funkcji radialnej. Warstwę wyjściową stanowią neurony liniowe opisane wektorem wag. Definiując macierz W jako zbiór wag sieci [2,3,5,11], wektor sygnałów wyjściowych zapisano następująco:

$$y = W^T S(x)
 \tag{3.5}$$

$$y_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} S_j(x), \quad i = 1, 2, \dots, r$$

gdzie:

a nieliniowa funkcja aktywacji $S_j(x)$ ma postać

$$S_j(x) = \phi_j(\|x - c_j\|^2 / s_j^2)
 \tag{3.6}$$

gdzie c_j jest centrem j-tej funkcji bazowej. Zastosowano formę funkcji aktywacji funkcję Gaussa

$$S_j(x) = \exp(-\|x - c_j\|^2 / s_j^2)
 \tag{3.7}$$

gdzie s_j jest stałym dodatnim parametrem a $\| \cdot \|$ jest normą euklidesową.

W praktycznych zastosowaniach centra c_j przyjmuje się jako stałe w danym obszarze aproksymacji nieliniowej funkcji $f(x)$. Własności aproksymacyjne sieci radialnej są podobne jak sieci wielowarstwowych a dowolna funkcja ciągła może być zapisana jako $f(x) = W^T S(x) + \varepsilon(x)$ gdzie $\varepsilon(x)$ jest wektorem błędu odwzorowania.

Estymaty funkcji nieliniowych $\hat{f}(x), \hat{G}(x)$ występujących w równaniu (3.4) wyznaczamy stosując wyżej opisaną sieć neuronową według zależności:

$$\hat{f}(x) = \hat{W}_f^T S_f(x), \ \hat{G}(x) = W_G^T S_G(x)
 \tag{3.8}$$

Stosując prawo estymacji wag otrzymujemy:

$$\hat{W}_f = -F_f S_f(x) \mathbf{x}^T, \ \hat{W}_G = -F_G S_G(x) \mathbf{x}^T
 \tag{3.9}$$

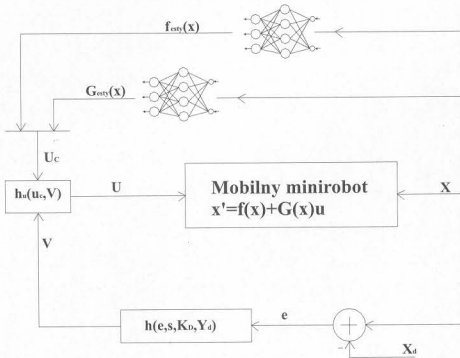
Stosując teorię stabilności Lapunowa można wykazać, że uogólniony błąd nadążania układu zmierza do zera, a estymaty wag sieci są ograniczone.

4. Test numeryczny.

Celem przeprowadzonych badań symulacyjnych układu sterowania z kompensatorem [2,3,9] jest ograniczenie błędów wynikających z nieliniowego charakteru obiektu badanego. Rolę kompensatora pełni sieć neuronowa, której zadaniem jest aproksymacja funkcji nieliniowej $f(x)$. Funkcja ta ma postać wektorową, a jej rozwiązaniem są dwa równania. Wymusza to zastosowanie dwu sieci neuronowych. Każde z tych równań jest funkcją dwu zmiennych α i β .

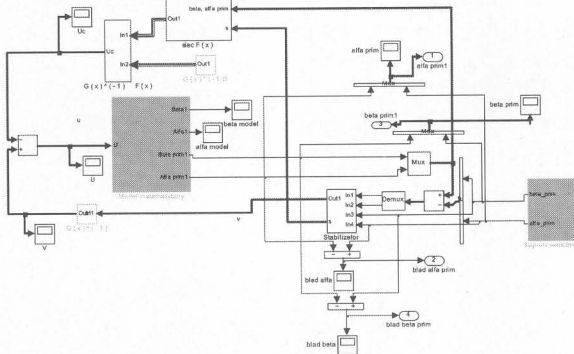
Z uwagi na założenie prostoliniowej trajektorii ruchu mobilnego robota ($\beta=0$) zależność $G(x)$ nie jest estymowana siecią neuronową, ze względu na możliwość jej określenia drogą analityczną.

W celu zanalizowania powyższego układu sterowania zbudowano odpowiedni układ w programie MATLAB/SIMULINK, który pokazano poniżej.



Rys.4.1. Schemat blokowy układu sterowania z członem kompensującym w postaci sieci neuronowej.

Układ sterowania pokazany powyżej [2,3] możemy również nazywać układem realizującym zadanie odwrotne dynamiki.



Rys.4.2. Schemat układu z kompensatorem zbudowany w pakiecie MATLAB/SIMULINK

Poniższe symulacje mają wykazać poprawność działania układu sterowania i są przeprowadzane dla następujących współczynników:

$$Kd11 = 100, Kd22 = 100, \lambda_{11} = \lambda_{22} = 100,$$

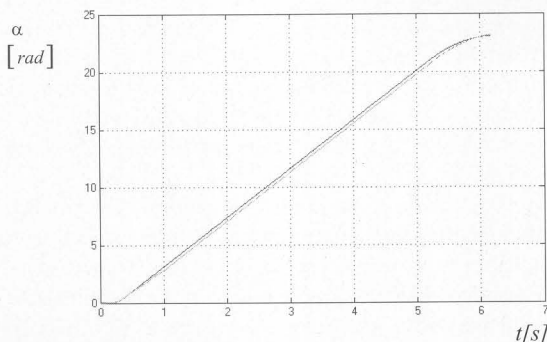
Oraz

$ff = 1$ - jednakowe dla wszystkich neuronów w sieci

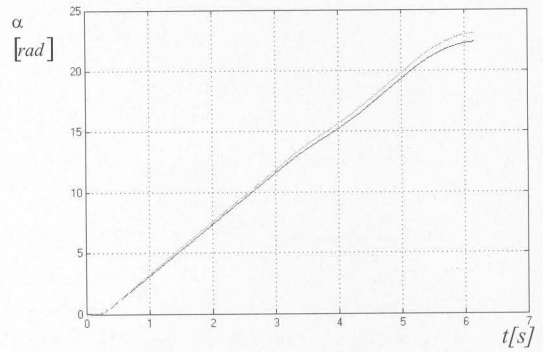
Współczynniki te mają kluczowe znaczenie dla układu sterowania. Za ich pomocą można bowiem dostosować układ do wymagań stawianych mobilnemu minirobotowi. Wymagania mogą być zróżnicowane, np. bardzo szybkie reagowanie na zakłócenia, lub bardzo niewielkie rozmiary błędów. Wartości tych współczynników uzyskano na drodze szeregu testów i symulacji tak, by uzyskać najlepszy stosunek błędów prędkości α i β do czasu symulacji

Sygnaly wejściowe wprowadzane do układu sterowania uzyskano z obiektu rzeczywistego (Minirobot mobilny) na podstawie pomiarów. Dane wejściowe zmierzono za pomocą sterownika Handy Board i dołączonych do niego czujników pomiarowych.

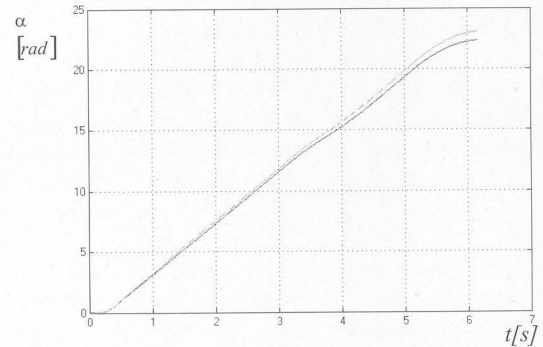
Wyniki pierwszego pomiaru (rys. 4.3) uzyskano testując obiekt rzeczywisty bez zakłóceń natomiast w drugim przypadku (rys. 4.4) obiekt został zakłócony dodatkowym obciążeniem. Wyniki pomiarów przedstawiają rysunki poniżej.



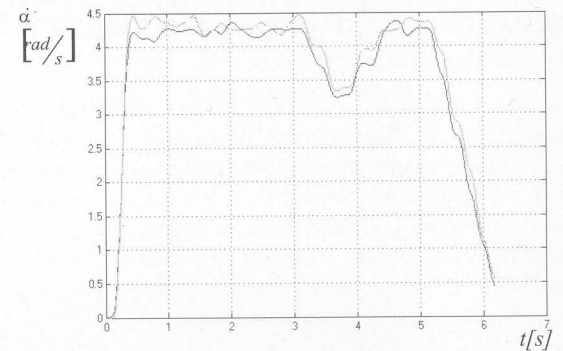
Rys. 4.3a. Przemieszczenie α bez zakłóceń dodatkową masą.



Rys. 4.3b. Prędkość kątowna $\dot{\alpha}$ bez zakłóceń dodatkową masą.



Rys. 4.4a Przemieszczenie α z zakłóceniami dodatkową masą.

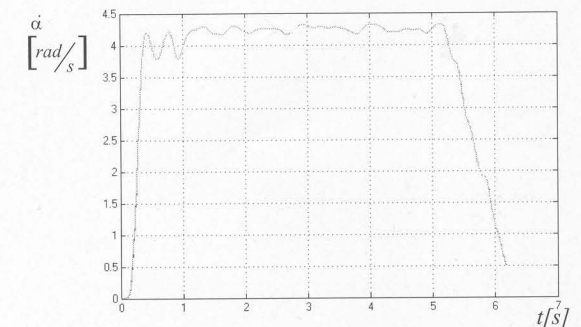


Rys. 4.4b Prędkość kątowna $\dot{\alpha}$ z zakłóceniami dodatkową masą.

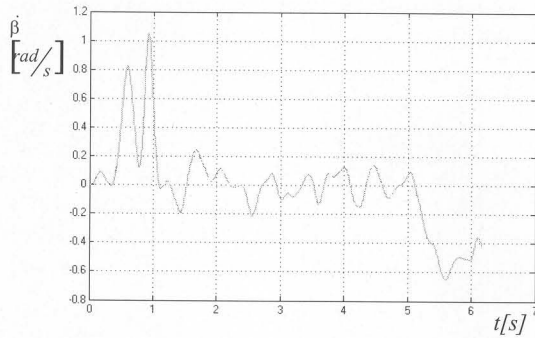
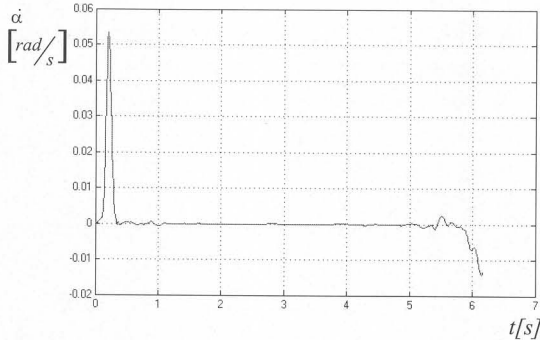
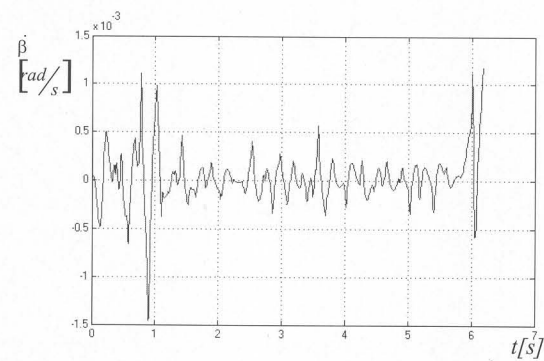
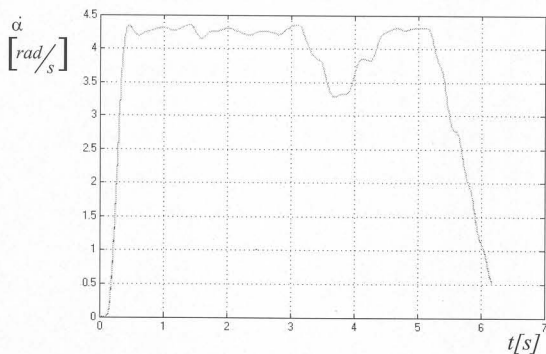
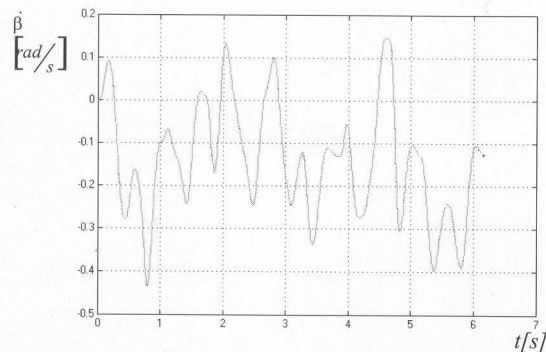
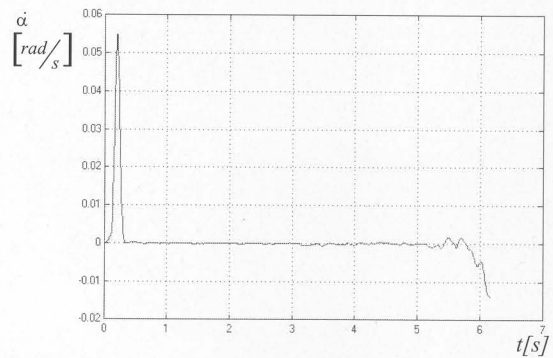
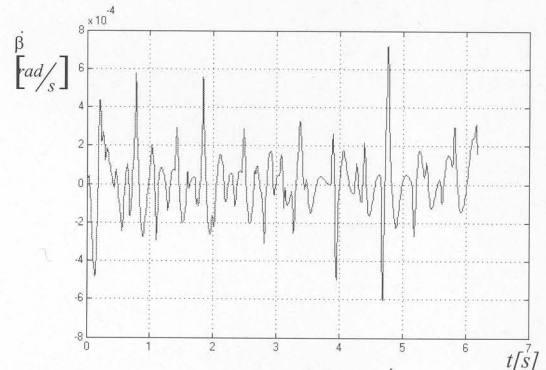
Charakterystyki pokazane na rysunku 4.3 oraz 4.4 dowodzą, iż koło 1 i 2 obracają się z minimalną różnicą. Błędy takie spowodowane mogą być przez niedokładności w wykonaniu platformy (nierównomierne rozmieszczenie mas na platformie co wpływa na naciski na poszczególne koła) jak również przez niedokładności w wykonaniu układu pomiarowego. Dla przemieszczeń błędy nie są już tak widoczne i możemy wnioskować, iż ruch odbywał się po linii prostej.

Symulacje, jakie wykonano w zbudowanym minirobotcie kołowym miały na celu znalezienie optymalnego rozwiązania tak, by błąd pomiędzy sygnałem rzeczywistym, a uzyskanym na drodze symulacji był minimalny. Drugim warunkiem, jaki miał wpływ na uzyskane wyniki, to czas symulacji oraz złożoność układu sterowania (ilość neuronów wykorzystana do budowy sieci).

Poniższe charakterystyki pokazują uzyskane wyniki:



Rys. 4.5. Prędkość kątowna $\dot{\alpha}$

Rys. 4.6. Prędkość kątowna β Rys. 4.7. Błąd odwzorowania prędkości kątowej α Rys. 4.8. Błąd odwzorowania prędkości kątowej β Rys. 4.9. Prędkość kątowna α Rys. 4.10. Prędkość kątowna β Rys. 4.11. Błąd odwzorowania prędkości kątowej α Rys. 4.12. Błąd odwzorowania prędkości kątowej β

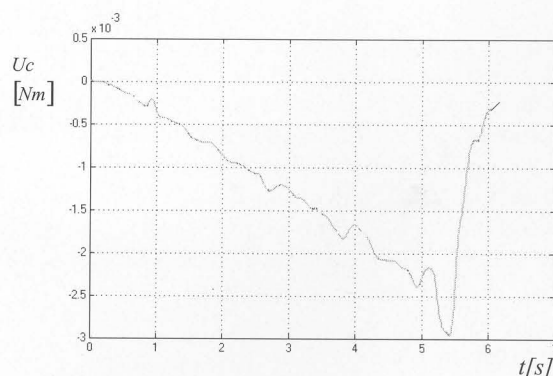
Powyższe charakterystyki przedstawiają przebiegi czasowe prędkości kątowych α (rys. 4.5 bez zakłócenia, rys. 4.9 z zakłóceniem), β (rys. 4.6 bez zakłócenia, rys. 4.10 z zakłóceniem) oraz błędy odwzorowania tych prędkości $\alpha_d - \alpha$ (rys. 4.7 bez zakłócenia, rys. 4.11 z zakłóceniem) i $\beta_d - \beta$ (rys. 4.8 bez zakłócenia, rys. 4.12 z zakłóceniem), w układzie rzeczywistym zawsze istnieje.

Najlepsze wyniki (najmniejsza wartość błędów oraz czas symulacji) uzyskano dla sieci neuronowej zbudowanej z 9 neuronów i współczynnikiem uczenia sieci równym 1.

Z uzyskanych danych wywnioskować można, że prędkości kątowe α i β zostały odwzorowane poprawnie, zaś błąd pomiędzy wartością rzeczywistą a uzyskaną z symulacji jest bardzo mały rzędu 0.052 rad/s (maksymalna wartość szczytowa) dla prędkości α , a dla β 0.0015 rad/s.

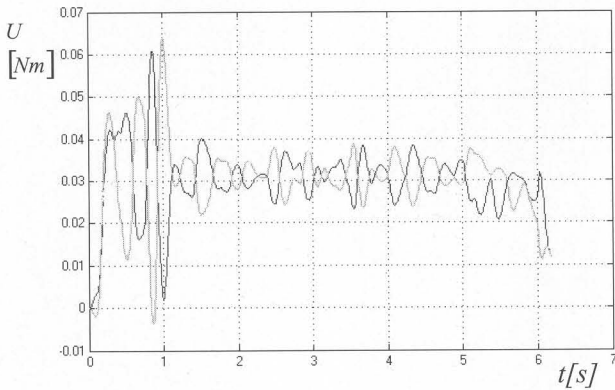
Dla przypadku z zakłóceniem dodatkowym otrzymano podobne wyniki i tak: $\alpha = 0.055$ rad/sek, a $\beta = 0.0007$ rad/sek.

Rysunki pokazane poniżej przedstawiają kolejno sygnały uzyskane z członu kompensacyjnego - U_c (rys. 4.13 bez zakłócenia, rys. 4.15 z zakłóceniem) zbudowanego z sieci neuronowej, oraz sygnały wymuszające - U (rys. 4.14 bez zakłócenia, rys. 4.16 z zakłóceniem).

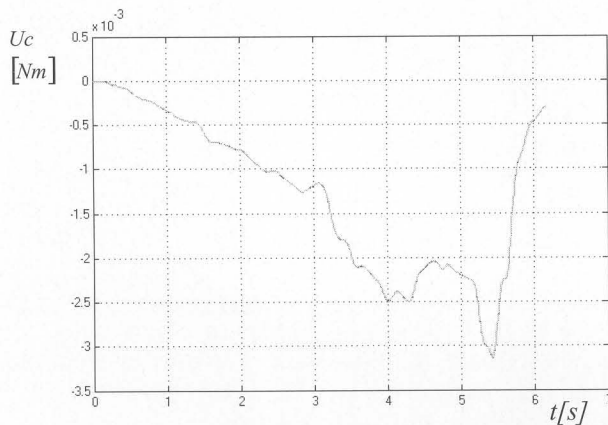


Rys. 4.13. Sygnały uzyskane z bloku kompensacyjnego.

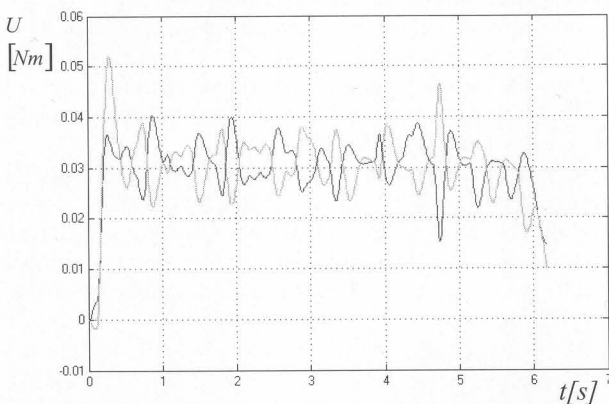
Sygnały wymuszenia są w tym wypadku momentami napędowymi M1, M2. Momenty wygenerowane dla przypadku bez zakłócenia dodatkowego są dość zniekształcone. Spowodowane



Rys. 4.14. Sygnały wymuszenia.



Rys. 4.15. Sygnały uzyskane z bloku kompensacyjnego.



Rys. 4.16. Sygnały wymuszenia.

jest to tym, że nastąpił poślizg podczas rozpędzania się minirobota, natomiast w kolejnej fazie jazdy minirobota ruch przebiegał bez większych zakłóceń. Gdy pojawiają się zakłócenia dodatkowe (dłożona dodatkowa masa w 3 sek. ruchu) poślizg kół nie jest już tak widoczny, ale ujawnił się wpływ zakłócenia. Sygnały uzyskane z bloku kompensacyjnego pokazują wartości aproksymowanej nieliniowej funkcji $f(x)$.

Podsumowanie

W pracy pokazano pewną grupę zagadnień związanych ze sterowaniem mobilnych robotów kołowych.

Przeprowadzone symulacje ujawniły znaczny wpływ na uzyskane wyniki miały parametrów sieci neuronowej. W przypad-

ku rozpatrywanego układu przyjęto sieć neuronową zbudowaną z 9 neuronów, współczynnik uczenia równy 1. O wyborze powyższych wartości zdecydowało szereg symulacji przeprowadzonych dla różnych ilości neuronów (symulowana ilość neuronów 2,4,9,16) oraz współczynników uczenia (0.1, 0.5, 1, 5). Kolejno zmieniane współczynniki (tj. liczba neuronów, współczynnik uczenia oraz wartości początkowe) znacznie ograniczyły wartość błędów ($\approx 0.05 \text{ rad/s}$, $\approx 0.001 \text{ rad/s}$) i wpłynęły na skrócenie czasu symulacji. Szczególnie widoczne jest to na rysunkach 4.7, 4.8, 4.11, 4.12.

Zastosowanie sieci neuronowej w sterowaniu robotami mobilnymi eliminuje problem z nieliniowościami występującymi w tego typu układach.

Przeprowadzone symulacje z wykorzystaniem minirobota mobilnego własnej konstrukcji pokazały jak wielkie różnice występują pomiędzy układami rzeczywistymi a układami idealnych

Kolejnym etapem badań nad sterowaniem mobilnych minirobotów kołowych będzie zastąpienie sieci neuronowej układem realizującym algorytm rozmyty oraz ich wzajemne porównanie.

Literatura

- [1] Giergiel J., Hendzel Z., Żylski W.: Kinematyka, dynamika i sterowanie mobilnych robotów kołowych w ujęciu algorytmicznym, Monografia Wydziału IMiR AGH, Kraków 2000 r.
- [2] Giergiel M., Hendzel Z., Żylski W.: Modelowanie i sterowanie mobilnych robotów kołowych, Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2002 r.
- [3] Giergiel J., Hendzel Z., Żylski W.: Modelowanie neuronowe dynamiki mobilnych robotów kołowych, Materiały XVII Ogólnopolskiej Konferencji Naukowo - Dydaktycznej Teorii Maszyn i Mechanizmów, Warszawa - Jachranka, 2000, 217 - 222.
- [4] Giergiel J., Żylski W.: Kinematyka i dynamika 2-kołowego mobilnego robota, Materiały XVI Ogólnopolskiej Konferencji Naukowo - Dydaktycznej Teorii Maszyn i Mechanizmów, Rzeszów 1998, 441 - 448.
- [5] Małka P., Klepka A.: Neuronowy obserwator stanu mobilnego robota kołowego, Materiały XI Międzynarodowego Sympozjum Dynamiki Konstrukcji, Rzeszów-Arłamów 2002, 415-422.
- [6] Hendzel Z., Jagiełowicz C.: Odporne sterowanie ruchem mobilnego robota kołowego Materiały XI Międzynarodowego Sympozjum Dynamiki Konstrukcji, Rzeszów-Arłamów 2002, 249-256.
- [7] Kaczorek T.: Teoria sterowania i systemów, PWN, Warszawa 1999 r.
- [8] Korbicz J., Obuchowicz A., Uciński D.: Sztuczne sieci neuronowe podstawy i zastosowanie, Akademicka Oficyna Wydawnicza PLJ, Warszawa 1994 r.
- [9] Mrozek, Z. Mrozek: Matlab, uniwersalne środowisko do obliczeń naukowo-technicznych, CCATIE, Kraków 1995 r.
- [10] Osowski S.: Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym, Wydawnictwa Naukowo - Techniczne, Warszawa 1996 r.
- [11] Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe, Akademicka Oficyna Wydawnicza RM, Warszawa 1993 r.

Title: Utilization of Neural Networks in Control of Mobile Robot