

MODELOWANIE DYNAMIKI RUCHU OKRĘTU PRZY WYKORZYSTANIU SIECI NEURONOWYCH

BOGDAN ŻAK

*Institut Elektrotechniki i Automatyki Okrętowej, Akademia Marynarki Wojennej
e-mail: b.zak@gdynia.amw.pl*

Streszczenie. W pracy przedstawiono koncepcję tworzenia modelu dynamiki ruchu okrętu za pomocą sztucznych sieci neuronowych. Opisano model matematyczny okrętu, który był podstawą uczenia sieci neuronowej modelującej ruch okrętu. Charakter dynamiczny sieci neuronowej modelującej ruch okrętu osiągnięto poprzez zamodelowanie w neuronach połączeń, zamiast stałymi wartościami współczynników wagowych, liniową dyskretną transmitancją operatorową. Ponadto w pracy przedstawiono wyniki badań symulacyjnych opracowanego modelu neuronowego dla standardowych prób morskich.

1. WPROWADZENIE

Modelowanie jest pojęciem bardzo ogólnym i ściśle związanym z tworzeniem modeli badanych obiektów. Przez model obiektu rozumiane jest przedstawienie istotnych właściwości rzeczywistego obiektu w dogodnej postaci. Model powinien zewnętrznie zachowywać się podobnie jak obiekt, aczkolwiek może mieć inną strukturę wewnętrzną. Tak więc pod pojęciem „modelowanie” najczęściej rozumiana jest procedura, w wyniku której na podstawie sygnałów wejściowych i wyjściowych obiektu powstaje model obiektu uznany za najlepszy zgodnie z przyjętym kryterium jakości [3].

W ostatnich latach do modelowania obiektów wielowymiarowych coraz częściej wykorzystuje się metody oparte na sztucznych sieciach neuronowych [1,2,4]. Ogromna popularność tej techniki i rosnąca fala jej zastosowań związana jest ze zdolnością sieci neuronowych do adaptacji i samoorganizacji, dzięki czemu może być ona wykorzystywana w wielu zastosowaniach. Sztuczne sieci neuronowe są systemami współbieżnymi, co daje możliwość znacznego przyspieszenia obliczeń w większości zadań, do których są stosowane. Ponadto istotnym atutem sieci neuronowych jest wygoda ich programowania poprzez uczenie. Dzięki temu nie jest wymagane tworzenie skomplikowanych odwzorowań matematycznych rzeczywistości, a jedynie ogólne określenie parametrów, co pozwala na realizację skomplikowanych zadań niezależnie od rozpatrywanego problemu [5,6].

2. MODEL MATEMATYCZNY

Traktując obiekt pływający jako obiekt o sześciu stopniach swobody, jego dynamika ruchu opisywana jest przez układ sześciu nieliniowych równań różniczkowych, które tworzą pełny nieliniowy model dynamiki ruchu okrętu [8].

W okrętownictwie, przy sterowaniu kursem okrętu i prowadzeniu go po zadanej trajektorii oraz przy rozwiązywaniu sytuacji kolizyjnych, stosowane są następujące założenia upraszczające model matematyczny okrętu:

1. ruch okrętu realizowany jest tylko w płaszczyźnie poziomej;
2. przechyły okrętu w płaszczyźnie owreża (przechyły boczne) są niewielkie i nie mają wpływu na wartość sił inercyjnych i charakterystyki hydrodynamiczne okrętu;
3. zmiana prędkości w czasie manewrowania okrętem nie wpływa na wielkość przegłębienia i na średnie zanurzenie okrętu;
4. charakterystyki hydrodynamiczne okrętu przy ruchu nieustalonym w dowolnej chwili czasu pokrywają się z charakterystykami hydrodynamicznymi odpowiadającymi ruchowi ustalonymu z określoną prędkością postępową, prędkością kątową, kątem dryfu itp. (wykorzystywana jest tu hipoteza stacjonarności sformułowana przez Fiedajewskiego).

Uwzględniając te założenia, przy modelowaniu dynamiki ruchu uwzględnia się tylko trzy stopnie swobody, tj. dwuwymiarowy ruch środka ciężkości okrętu w płaszczyźnie poziomej oraz obrót kątowy okrętu wokół osi pionowej, przechodzącej przez środek masy. Równania te tworzą nieliniowy model płaski ruchu okrętu.

Odpowiednie przekształcenia nieliniowych równań ruchu płaskiego okrętu sterowanego za pomocą sterów zwykłych i napędzanego śrubami oraz uzupełnienie ich równaniami dynamiki układu napędowego i urządzenia sterowanego prowadzi do równań dynamiki okrętu, jako obiektu sterowania, zapisanych w postaci równania wektorowo-macierzowego [8]:

$$\dot{X} = A(x)X + B(x)U + C(x, z) \quad (1)$$

gdzie: X – wektor stanu o współrzędnych $u, \psi, \beta, \omega, n_z, \alpha, \dot{\alpha}$ (tj. odpowiednio prędkość, kurs, dryf, prędkość kątowa zwrotu okrętu, prędkość obrotowa śruby, kąt wychylenia oraz prędkość wychylenia płetwy sterowej),

U – wektor sterowań o współrzędnych u_α, \bar{h} (tj. odpowiednio sygnał podawany na maszynę sterową, względne położenie listwy paliwowej),

$C(x, z)$ – wektor zakłóceń, zależny od wielkości zakłócających $V_p, \gamma_p, \alpha_b, \dot{\alpha}_b, V_T, \gamma_T$ (tj. odpowiednio prędkość i kierunek wiatru pozornego, falowanie w postaci kąta nachylenia stycznej do fali i jego pochodnej oraz prędkość i kierunek prądu

$A(x)$ – macierz stanu, w której wartości poszczególnych współrzędnych zależą od wektora stanu,

$B(x)$ – macierz sterowań również zależna od wektora stanu okrętu.

3. SZTUCZNE SIECI NEURONOWE DO MODELOWANIA RUCHU OKRĘTU

Właściwości sieci neuronowych oraz ich możliwości zależą zarówno od architektury połączeń między neuronami jak i od rodzaju samych neuronów. Wprowadzając do statycznego modelu matematycznego sztucznego neuronu różnego rodzaju sprzężenia zwrotne, można otrzymać model dynamiczny. Dynamika zostaje wprowadzona do neuronu w taki sposób, aby aktywność neuronu zależała od jego wewnętrznych stanów. Realizuje się to poprzez dodanie do struktury neuronu liniowego systemu dynamicznego [1], każdy neuron odtwarza przeszłe wartości sygnałów, mając do dyspozycji dwa zbiory sygnałów: sygnały wejściowe $x_i(k)$, dla $i = 1, 2, \dots, N$ i sygnał wyjściowy $y(k)$ w chwilach bieżących i przeszłych (rys. 1).

W dynamicznym modelu neuronu można wyodrębnić trzy bloki:

- sumator ważonych sygnałów wejściowych;

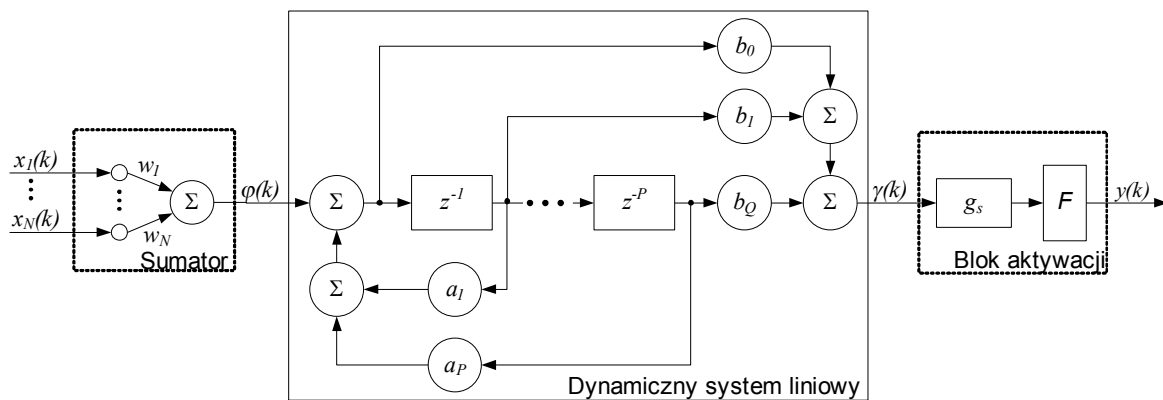
- dynamiczny system liniowy;
- nieliniowy blok aktywacji.

W bloku sumowania następuje obliczanie sumy ważonej informacji dochodzących do neuronu na podstawie zależności [1]:

$$\varphi(k) = \sum_{i=1}^N w_i(k)x_i(k) \quad (2)$$

gdzie: $w_i(k)$ – waga i -tego wejścia; $x_i(k)$ – i -ty sygnał wejściowy; N – ilość składowych sygnału wejściowego; k – indeks dyskretnego czasu.

Obliczona suma ważona jest następnie przetwarzana w dynamicznym systemie liniowym, który może być filtrem dowolnego z rzędów.



Rys. 1 Struktura dynamicznego modelu neuronu z N wejściami i jednym wyjściem

Struktura taka opisana jest następującym równaniem różnicowym [1]:

$$\gamma(k) = -a_1\gamma(k-1) - \dots - a_p\gamma(k-P) + b_0\varphi(k) + b_1\varphi(k-1) + \dots + b_Q\varphi(k-Q) \quad (3)$$

gdzie: $\varphi(k)$ – wejście bloku filtru w chwili k ; $\gamma(k)$ – wyjście filtru w chwili k ; $a = [a_1, \dots, a_p]$, $b = [b_0, \dots, b_Q]$ – wektory wag sprzężeń zwrotnych i połączeń jednokierunkowych; P, Q – wartości stałe.

Zgodnie ze strukturą dynamicznego modelu neuronu sygnał wyjściowy bloku dynamicznego systemu liniowego stanowi sygnał wejściowy bloku aktywacji. Ostatecznie sygnał wyjściowy neuronu będący sygnałem wyjściowym bloku aktywacji wyznaczany jest z zależności:

$$y(k) = F(g_s, \gamma(k)) \quad (4)$$

gdzie: $F(\cdot)$ – nieliniowa funkcja aktywacji; g_s – współczynnik nachylenia funkcji aktywacji.

Celem algorytmu uczenia dynamicznego neuronu jest wyznaczenie wartości parametrów dynamicznego modelu neuronu (wartości wag, wartości współczynników dynamicznego systemu liniowego oraz współczynnika nachylenia funkcji aktywacji), bazując na danym zbiorze par wzorców wejściowych i wyjściowych. Ich wyznaczenia można dokonać poprzez rozwiązanie problemu optymalizacyjnego, w którym, przyjmując błąd wyjściowy neuronu w postaci:

$$e(k) = y^d(k) - y(k) \quad (5)$$

gdzie: $y^d(k)$ – żądana odpowiedź układu; $y(k)$ – aktualna odpowiedź układu;

należy zminimalizować kryterium J mające postać:

$$J = \frac{1}{2} E \{ e(k)^2 \} \quad (6)$$

gdzie: E – operator wartości oczekiwanej.

Do rozwiązania tak sformułowanego problemu optymalizacyjnego i określenia optymalnych wartości parametrów neuronu zastosowano metodę gradientową największego spadku [3, 4].

Niech M oznacza liczbę warstw, s_m liczbę neuronów w m -tej warstwie, $y_i^m(k)$ wyjście i -tego neuronu położonego w m -tej warstwie w momencie k ($m = 0, 1, \dots, M$; $i = 0, 1, \dots, s_m$). Funkcja opisująca i -ty neuron w m -tej warstwie jest definiowana w postaci [6]:

$$y_i^m(k) = F(g_{s_i}^m \gamma_i^m(k)) = F(g_{s_i}^m [b_{0_i}^m \varphi_i^m(k) + b_{1_i}^m \varphi_i^m(k-1) + \dots + b_{n_i}^m \varphi_i^m(k-n) + a_{1_i}^m \gamma_i^m(k-1) - \dots - a_{n_i}^m \gamma_i^m(k-n)]) \quad (7)$$

a ogólny błąd generowany przez ten neuron opisuje równanie [6]:

$$\delta_i^m(k) = -\frac{J(k)}{\partial \gamma_i^m(k)} = -\frac{J(k)}{\partial x_i^m(k)} \frac{\partial x_i^m(k)}{\partial g_{s_i}^m \gamma_i^m(k)} = -\frac{J(k)}{\partial x_i^m(k)} F'(g_{s_i}^m \gamma_i^m(k)) \quad (8)$$

Jego pierwsza część dla warstwy wyjściowej przyjmuje postać:

$$\frac{J(k)}{\partial x_i^M(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial y_i(k)} = -(y_i^d(k) - y_i(k)) = -e(k) \quad (9)$$

Natomiast dla warstw ukrytych wyznacza się ją następująco:

$$\begin{aligned} \frac{J(k)}{\partial x_i^m(k)} &= \sum_{j=1}^{s_{m+1}} \frac{\partial J(k)}{\partial g_{s_j}^{m+1} \gamma_j^{m+1}(k)} \frac{\partial g_{s_j}^{m+1} \gamma_j^{m+1}(k)}{\partial x_i^m(k)} \\ &= \sum_{j=1}^{s_{m+1}} \frac{\partial J(k)}{\partial g_{s_j}^{m+1} \gamma_j^{m+1}(k)} g_{s_j}^{m+1} b_{0_j}^{m+1} w_{ij}^{m+1} = \sum_{j=1}^{s_{m+1}} -\delta_j^{m+1}(k) g_{s_j}^{m+1} b_{0_j}^{m+1} w_{ij}^{m+1} \end{aligned} \quad (10)$$

Z powyższego wynika, iż ogólny błąd generowany przez neurony może być zapisany w postaci: dla warstwy wyjściowej:

$$\delta_i^M(k) = e(k) F'(\gamma_i^M(k)) \quad (11)$$

– dla warstwy ukrytej:

$$\delta_i^m(k) = \sum_{j=1}^{s_{m+1}} (\delta_j^{m+1}(k) g_{s_j}^{m+1} b_{0_j}^{m+1} w_{ij}^{m+1}) F'(\gamma_j^m(k)) \quad (12)$$

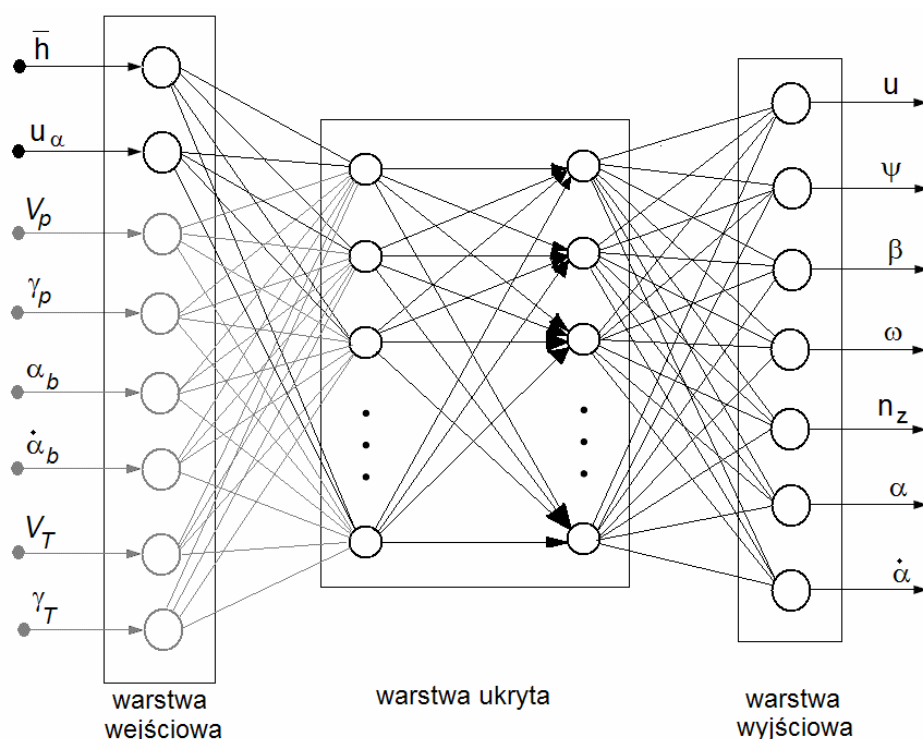
Stąd zmiana parametrów i -tego neuronu w m -tej warstwie w postaci ogólnej przedstawiona jest następująco [6]:

$$v_i^m(k+1) = v_i^m(k) + \eta \delta_i^m(k) S_{v_i}^m(k) \quad (13)$$

gdzie: $v = v(a, b, w, g_s)$ – uogólniony parametrem sieci;

$$S_v(k) = \frac{\partial \gamma(k)}{\partial v} \text{ – wektor wrażliwości sygnału } \gamma(k) \text{ na zmianę parametru } v.$$

Do budowy sieci neuronowej symulującej dynamikę bezzałogowego pojazdu podwodnego wykorzystano dynamiczną sieć neuronową. Struktura zaproponowanej sieci jest podobna do struktury statycznej jednokierunkowej wielowarstwowej sieci neuronowej z tym, że w miejsce neuronów statycznych wprowadzono modele dynamiczne. Struktura zbudowanej sieci przedstawiona jest na rys. 2.



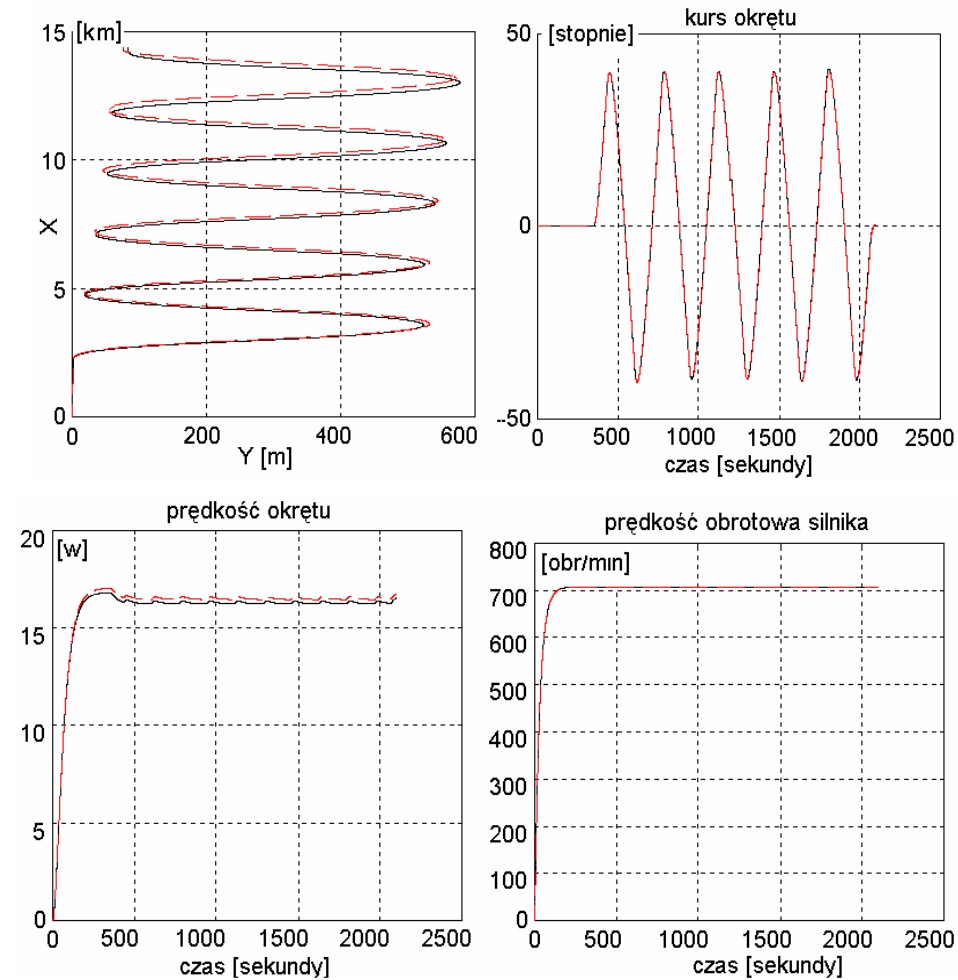
Rys 2. Struktura modelu neuronowego bezzałogowego pojazdu podwodnego

Warstwę wejściową stanowią elementy, których zadaniem jest przekazanie sygnałów oddziaływających na model do pierwszej warstwy ukrytej. O liczbie neuronów w tej warstwie decyduje liczba sygnałów wymuszających, oddziałujących na model. Są to odpowiednio trzy składowe wektora sterowań oraz trzy składowe wektora zakłóceń. Rozmiar warstwy wyjściowej podyktowany był wymiarem wektora stanu i dla potrzeb symulacji warstwa ta zawiera sześć neuronów. Warstwę ukrytą stanowią dwie warstwy, które zostały zbudowane z 216 neuronów dynamicznych.

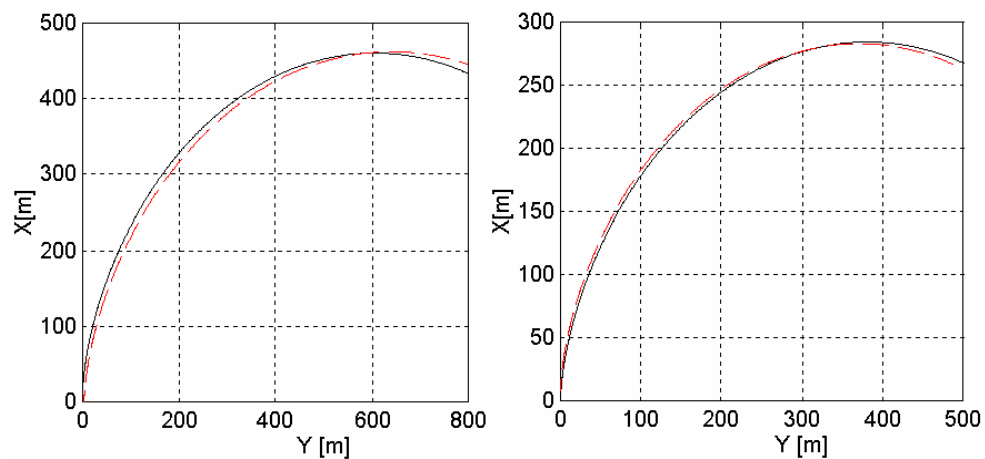
4. WYNIKI BADAŃ MODELOWYCH

Do badań przyjęto opracowany neuronowy model symulacyjny jednostki pływającej o wyporności $V = 213,758$ [m³] przy długości okrętu na wodnicy $L = 36,3$ [m], szerokości na owręzu $B = 7$ [m] oraz o zanurzeniu $T = 1,742$ [m]. Okręt wyposażony jest w dwie śruby napędu głównego i dwa stery płetwowe umieszczone w linii wałów.

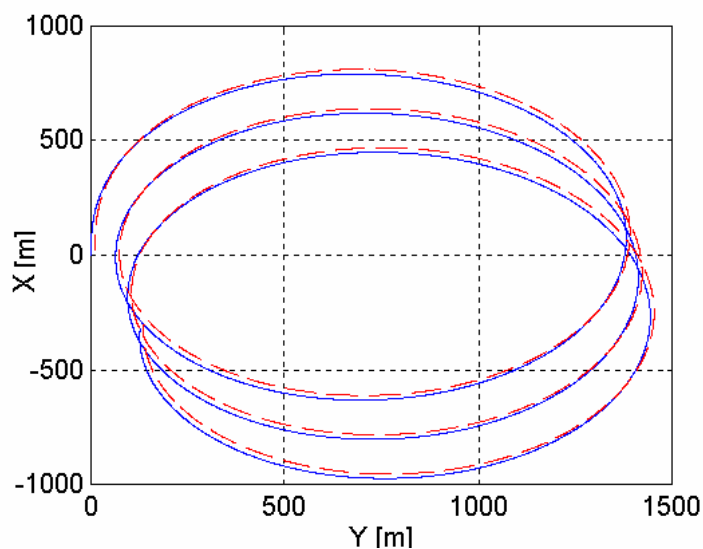
Opracowany model symulacyjny przebadano, przeprowadzając standardowe próby zdolności manewrowej okrętu przy braku zakłóceń i przy ich występowaniu. Przeprowadzono próbę wężową Kempfa, próbę spiralną, próby inercyjne, próby minimalnej cyrkulacji oraz wykreślono krzywą Dieudonne'a przy prędkości 15 [w]. Wybrane wyniki badań przedstawiono na rys.3 – rys.6.



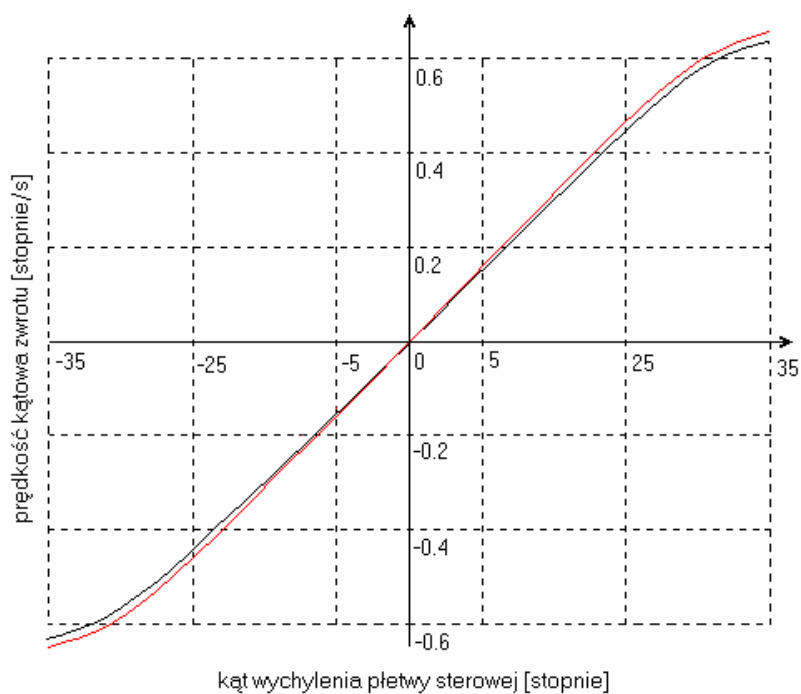
Rys.3 Trajektoria ruchu i przebieg wybranych współrzędnych stanu modelu neuronowego okrętu przy próbie węzowej Kempfa dla maksymalnej prędkości okrętu i braku zakłóceń.



Rys.4 Trajektoria ruchu okrętu i jego modelu neuronowego przy próbie minimalnej cyrkulacji przy braku zakłóceń dla sygnału sterującego cała naprzód i pół naprzód, ster prawo na burt



Rys.5 Trajektoria ruchu okrętu i jego modelu neuronowego dla próby spiralnej przy prędkości okrętu równej 15[w] i kącie wychylenia płetwy sterowej $\alpha=35^\circ$ przy zakłóceniach:
 kierunek i prędkość rozchodzenia się fali $\varphi_f = 90^\circ$, $V_f = 3$ [m/s] ,
 kierunek i prędkość wiatru $\varphi_w = 90^\circ$, $V_w = 10$ [m/s]
 kierunek i prędkość prądu $\varphi_p = 130^\circ$, $V_p = 0.2$ [m/s]



Rys. 6 Krzywa Dieudonne'a okrętu i jego modelu neuronowego zdjęta przy prędkości 15 [w]

5. PODSUMOWANIE

Z przeprowadzonych badań symulacyjnych opracowanego modelu neuronowego oraz badań modelowych okrętu wynikają następujące wnioski:

- przeprowadzone standardowe próby porównawcze zdolności manewrowej okrętu jego modelu matematycznego i modelu symulacyjnego zbudowanego z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej wykazały dużą skuteczność prezentowanej sieci neuronowej do modelowania ruchu okrętu;
- badania wykazały poprawność opracowanego modelu neuronowego, gdyż przebiegi uzyskane przy wszystkich próbach dają zadowalające dokładności odtwarzania trajektorii ruchu jak również współrzędnych stanu okrętu;
- z przebiegu krzywych Dieudonne'a dla okrętu i jego modelu neuronowego wynika, że największa rozbieżność, wynosząca około 2%, pomiędzy współrzędnymi stanu okrętu i jego modelu neuronowego ma miejsce dla maksymalnych wychyleń płetwy sterowej, a więc w przypadku manewrów silnych polegających na dużych zmianach kąta kursowego;
- opracowany model neuronowy symuluje przebiegi trajektorii i współrzędnych stanu przy różnych sygnałach sterujących i w różnych warunkach żeglugi obciążone niewielkim błędem w stosunku do modelu matematycznego, skracając jednocześnie w dużym stopniu czas obliczeń potrzebny na rozwiązanie nieliniowych równań różniczkowych opisujących ruch okrętu.

LITERATURA

1. Back A. D., Tsoi A. C.: FIR and IIR synapses. A new neural network architecture for time series modeling. "Neural Computation" 1991, Vol. 3, p. 375-385.
2. J. Garus, J. Małecki, Żak B.: Zastosowanie sieci Hopfielda do modelowania ruchu okrętu. W : XIII krajowa konferencja automatyki. Opole 1999, Vol.2, p211-214.
3. Gutenbaum J.: Modelowanie matematyczne systemów. Warszawa : Akad. Oficyna Wyd. Exit, 2003.
4. Koniński R. A.: Sztuczne sieci neuronowe : Dynamika nieliniowa i chaos. Warszawa : WNT, 2002.
5. Ossowski S.: Sieci neuronowe. Warszawa : Oficyna Wyd. Pol. Warsz., 1996.
6. Tadeusiewicz R., Duch W., Korbicz J., Rutkowski L.: Sieci neuronowe. Warszawa : Akad. Oficyna Wyd. Exit, 2004.
7. Żak B., Małecki J., Kitowski Z.: Modelling of ship's motion using artificial neural networks. "Advances in Neural Networks and Applications, World Scientific and Engineering Society Press, Inc.," 222 Rosewood Drive, Danvers, MA 01923 USA, 2001, p298-303.
8. Żak B.: Wybrane problemy syntezy antykolizyjnego systemu sterowania ruchem okrętu. ZN AMW nr 164 B, Gdynia 2001.

MODELING OF SHIP'S MOVEMENT DYNAMICS USING NEURAL NETWORKS

Summary. The paper presents method of ship's dynamics modeling using artificial neural network. The mathematical model of ship, using as basis for training neural network, was described. The dynamic character of artificial neural network was reached by modeling the connections between neurons using linear discrete operational transmittance instead of constant values of weights' coefficients. Moreover paper presents the results of simulations researches of formulated neural model for standard sea trials.