

**ZESZYTY NAUKOWE NR 2 (74)
AKADEMII MORSKIEJ
W SZCZECINIE**

EXPLO-SHIP 2004

Karolina Staszewska, Tomasz Cepowski

**Prognozowanie kołysań bocznych statku
za pomocą sztucznych sieci neuronowych**

Słowa kluczowe: właściwości morskie, efektywność operacyjna, kołysania boczne, kryteria stateczności, kryteria operacyjno-ograniczające

Przedstawiono metodykę aproksymacji odpowiedzi statku na falowanie morza opartą na parametrach eksploatacyjnych statku. Powyższa metodyka umożliwia wykorzystanie danych zarejestrowanych na statku. W celu przetestowania metody, rzeczywiste kołysania statku symulowano wartościami obliczonymi numerycznie za pomocą metod dokładnych.

**Application of Artificial Neural Networks to Prediction
of Ship Rolling**

Key words: seakeeping properties, seakeeping operability, roll, stability criteria, seakeeping criteria

The paper presents a methodology of approximation of ship's response to wave action impact. The methodology, based on recorded ship's operational parameters, makes it possible to modify approximated functions in the case when they turn out inaccurate. The developed method was tested for real values of ship rolling simulated by values computed by means of accurate numerical methods.

Wstęp

Statek transportowy realizuje szereg zadań, spośród których najistotniejszą jego funkcją jest konieczność bezpiecznego dostarczenia ładunku w określone miejsce i w określonym czasie. Aby zrealizować to zadanie, kapitan statku powinien wybrać optymalną trasę żeglugi ze względu na dwa podstawowe kryteria: ekonomiczne i techniczne. Najlepsze rozwiązanie pod kątem ekonomicznym jest wtedy, gdy statek spełnia warunki techniczne przy minimalnym nakładzie kosztów (przede wszystkim kosztów zużycia paliwa, które mają znaczący udział w ogólnych kosztach eksploatacyjnych) – występuje wtedy tzw. minimalizacja kosztów. Natomiast, kryterium techniczne dotyczy zdolności statku do spełnienia swojej funkcji, co w przypadku statku transportowego sprowadza się do utrzymywania się na powierzchni wody w stanie umożliwiającym bezpieczne przewożenie ładunku w rzeczywistych warunkach środowiskowych [4]. Konsekwencją spełnienia tego kryterium jest dążenie przez kapitana do uniknięcia przebywania statku w strefie niebezpiecznej, a w sytuacji, gdy nie jest to możliwe – ograniczenia czasu przebywania statku w tej strefie.

Często jednoczesne spełnienie obu tych kryteriów nie jest możliwe, ponieważ uzyskane pola rozwiązań spełniających warunki techniczne i ekonomiczne, nie mają części wspólnej. W takiej sytuacji poszukuje się tzw. rozwiązania kompromisowego, spełniającego w pewnym stopniu założone kryteria i znajdujące tzw. „rozwiązanie optymalne”, które jest w zasadzie jedynie najlepszym rozwiązaniem w obszarze możliwych rozwiązań kompromisowych.

Na zachowanie się statku na fali wpływa wiele czynników i nie zawsze jest możliwe uwzględnienie ich wszystkich w pełnym zakresie, podczas planowania trasy żeglugi statku. Spośród wszystkich czynników, kapitan statku jest zmuszony wziąć pod uwagę tylko najistotniejsze, do których zwykle zalicza się parametry falowania, ruchu statku, czy też tzw. parametry statecznościowe statku. Ten skromny zasób informacji uniemożliwia wykorzystanie znanych metod wyznaczania ruchów statku na fali, opartej na klasycznej liniowej lub nieliniowej teorii kołysań, ponieważ nie są znane proste i jednocześnie dokładne zależności pomiędzy tymi parametrami a właściwościami morskimi statku. W tej sytuacji, przy niepełnej informacji, kapitan statku dokonuje wyboru decyzyjnego, a powstałą lukę w wiedzy o zachowaniu się statku na fali uzupełnia swoim doświadczeniem.

W artykule podjęto próbę rozwiązania tego problemu. Przedstawiono metodę pozwalającą na uzupełnienie luki w wiedzy o zachowaniu się statku na fali, które oparto na danych rejestrowanych na statku.

1. Metoda

Współczesne metody numeryczne pozwalają na dosyć dokładne wyznaczenie ruchów statku na fali. Jednakże te metody wymagają znajomości dokładnych wartości wielu danych wejściowych, które nie zawsze są dostępne na mostku. Dlatego bezpośrednie zastosowanie tych metod do optymalizacji trasy żeglugi nie zawsze jest możliwe, ze względu na zbyt skomplikowany model matematyczny. Ponadto, metody numeryczne, ze względu na szereg ograniczeń, nie zawsze dają zadowalające rozwiązania w pełnym zakresie parametrów ruchu statku.

W związku z powyższym, jako cel badań przyjęto opracowanie metody pozwalającej na dokładne aproksymowanie wybranych parametrów opisujących zachowanie się statku, znajdującego się w rzeczywistych warunkach falowania morskiego, opierając się na podstawowych danych eksploatacyjnych dostępnych na mostku. Założono, że opracowana metoda będzie umożliwiała uaktualnianie funkcji aproksymujących właściwości morskie, oparte na danych rejestrowanych podczas eksploatacji statku, zapewniając tym samym dużą zgodność wyników aproksymacji z rzeczywistym zachowaniem się statku na fali.

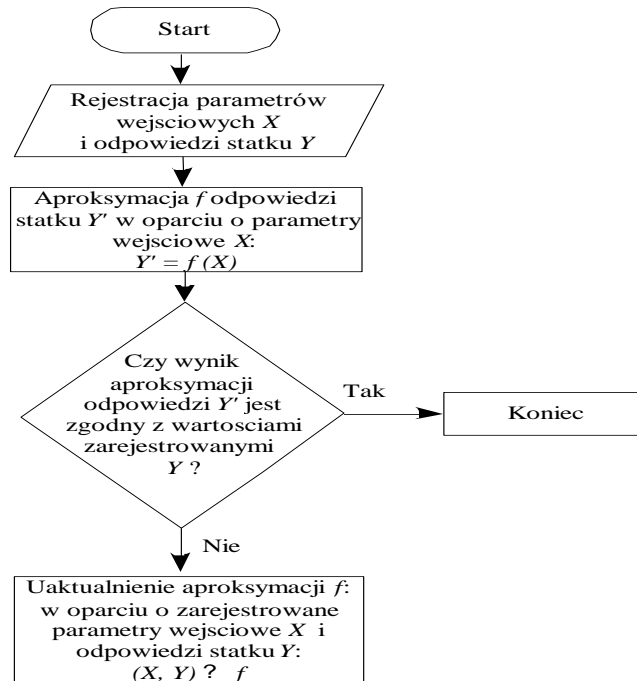
Aby zrealizować tak postawiony cel, zaproponowano metodę składającą się z następujących etapów:

- 1) etap rejestracji parametrów opisujących zachowanie się statku na fali Y i parametrów eksploatacyjnych statku X ,
- 2) etap aproksymacji parametrów wyjściowych Y oparty na parametrach wejściowych X .

Realizacja etapu pierwszego polega na jednoczesnej rejestracji parametrów mających wpływ i opisujących zachowanie się statku w czasie jego eksploatacji. Natomiast etap drugi polega na wykorzystaniu tych danych do sprawdzenia dokładności funkcji aproksymujących parametry opisujące zachowanie się statku na fali i ewentualnej aktualizacji tych funkcji. Szczegółowy algorytm powyższej metodyki został przedstawiony na rysunku 1.

Proponowana metoda może zapewnić dużą dokładność obliczeń, szczególnie dla tych przedziałów parametrów wejściowych X i parametrów wyjściowych Y , które zostały zarejestrowane na statku. W pozostałych przedziałach tych parametrów jest możliwe uaktualnienie funkcji aproksymujących. Przedstawiona metoda nie ma ograniczeń dotyczących typu statku, rodzaju parametrów wejściowych czy też rodzaju odpowiedzi statku.

Najistotniejszym elementem proponowanej metody jest aproksymacja parametrów wyjściowych Y , opartych na parametrach wejściowych X , którą można przeprowadzić różnymi metodami, np. metodami statystycznymi, czy też innymi metodami numerycznymi.



Rys. 1. Model aproksymacji odpowiedzi statku na falowanie, gdzie: X – parametry wejściowe, Y – odpowiedzi statku, Y' – aproksymowane odpowiedzi statku, f – funkcja aproksymująca
 Fig. 1. The model of approximation of ship response to wave action impact

W dalszej części artykułu przedstawiono eksperyment numeryczny, ilustrujący przykładowe zastosowanie powyższej metody do prognozowania kołysań bocznych modelowego kontenerowca S-175, w którym funkcje aproksymujące przedstawiono w postaci sztucznych sieci neuronowych.

2. Prognozowanie kołysań bocznych statku – eksperyment numeryczny

W tej części badań podano przykład aproksymacji kołysań bocznych statku, oparty na parametrach eksploatacyjnych statku metodą zaproponowaną w poprzednim punkcie. Rzeczywiste wartości kołysań bocznych symulowano wartościami obliczonymi za pomocą dokładnych metod numerycznych.

Badania przeprowadzono wg następującego scenariusza:

Etap I – opracowanie modelu aproksymującego kołysania boczne:

- 1) założenie zbioru parametrów eksploatacyjnych, na podstawie których będzie prowadzona aproksymacja;

- 2) obliczenie wartości statystycznych kołysań bocznych metodami dokładnymi;
- 3) opracowanie funkcji aproksymujących kołysania boczne.

Etap II – aktualizacja modelu aproksymacyjnego o nowe dane:

- 1) wyszukanie tych zakresów parametrów eksploatacyjnych, dla których opracowane w etapie I aproksymacje nie są dokładne w porównaniu z wartościami uzyskanymi za pomocą metod dokładnych;
- 2) aktualizacja funkcji aproksymującej kołysania boczne, oparta na zakresach parametrów eksploatacyjnych i wynikach obliczeń wyznaczonych w etapie II 1.

2.1. Etap I – model aproksymujący kołysania boczne

Założenia

Na tym etapie eksperymentu numerycznego przyjęto następujące założenia:

- badanym statkiem będzie kontenerowiec S-175 o wymiarach:
 - L (długość między pionami) 175 m,
 - B (szerokość) 25,4 m,
 - d (zanurzenie konstrukcyjne) 9,5 m;
- parametry eksploatacyjne do aproksymacji:
 - prędkość statku V ,
 - zanurzenie d ,
 - początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna GM ,
 - wysokość znacząca fali H_s ,
 - okres charakterystyczny fali T ;
- kąt nabiegu fali na statek $\beta = 90^\circ$.

Do obliczeń symulacyjnych wykorzystano program SEAWAY¹, który jest programem opartym na teorii płaskiego opływu, obliczającym ruchy statku na fali regularnej i nieregularnej. Przedstawione w pracy [1] zestawienia wskazują na dużą dokładność i zgodność wyników obliczeń wykonanych z użyciem tego programu.

Aproksymacja kołysań bocznych za pomocą sztucznych sieci neuronowych

W pierwszym kroku, posługując się programem SEAWAY, przeprowadzono dokładne obliczenia wartości statystycznych kołysań bocznych dla 480 wariantów parametrów eksploatacyjnych, mieszczących się w następujących przedziałach:

¹ Program SEAWAY opracowany przez: Delft University of Technology, Shiphydrodynamics Laboratory, The Netherlands.

- prędkość statku V , w zakresie od 0 do 20 węzła, z krokiem 5 węzłów;
- początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna GM , w zakresie od 0,3 do 1,5 m, z krokiem 0,6 m;
- zanurzenie statku d , w zakresie od 7 do 9 m, z krokiem 1 m;
- wysokość znacząca fali H_s , w zakresie od 2 do 4,5 m, z krokiem 0,5 m,
- okres charakterystyczny fali T , w zakresie od 6,5 do 14,5 s, z krokiem 2 s.

Z powyższego zakresu danych wyznaczono losowo podzbiór 80 wariantów, który przeznaczono do testowania oraz oceny funkcji aproksymujących. Następnie, na podstawie pozostałych 400 wariantów, rozpoczęto poszukiwania funkcji aproksymującej kołysania boczne w postaci:

$$X \xrightarrow{f} Y$$

gdzie:

- X – zbiór parametrów eksploatacyjnych (wejściowych),
- Y – zbiór wartości kołysań bocznych (wyjściowych),
- f – poszukiwana funkcja aproksymująca.

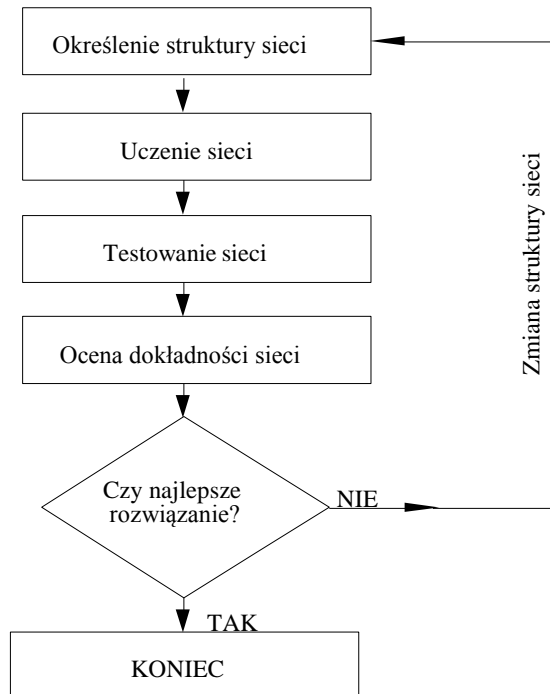
Funkcję aproksymującą f poszukiwano w postaci sztucznej sieci neuronowej. Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych do aproksymacji nieznanymi zależnościami, należy do stosunkowo nowych metod matematyczno-numerycznych, pochodzących z obszaru tzw. sztucznej inteligencji i znajduje ono coraz szersze zastosowanie w różnych dziedzinach nauki i techniki. Rezultaty badań, opublikowane w pracach [3, 5, 6], wskazują na coraz szersze możliwości wykorzystania sztucznych sieci neuronowych w zagadnieniach dotyczących eksploatacji i projektowania statków.

W badaniach przetestowano następujące typy sieci neuronowych:

- perceptron wielowarstwowy (MLP – *multilayer perceptron*) z sigmoidową funkcją aktywacji,
- GRNN – (Generalized Regression Neural Network) – sieć regresyjna,
- RBF – sieć o radialnych funkcjach bazowych,
- sieci liniowe.

Etap poszukiwania najlepszej sieci składał się z następujących kroków (rys. 2):

- 1) określenie najlepszej struktury sieci za pomocą algorytmów genetycznych,
- 2) uczenie sieci (zwykle metodą Backpropagation),
- 3) testowanie sieci,
- 4) ocena dokładności aproksymacji sieci oparta na danych testowych.



Rys. 2. Algorytm projektowania sieci neuronowych aproksymujących kołysania boczne statku
Fig. 2. The design algorithm of neural networks approximating ship's rolling

Zgodnie z powyższą procedurą, do poszukiwania najlepszej struktury sztucznej sieci neuronowej, wykorzystano algorytmy genetyczne. Natomiast do uczenia sieci wykorzystano następujące metody:

- wsteczną propagację błędów,
- gradienty sprzężone,
- metodę quasi-Newtona,
- metodę Levenberga-Marquardta,
- szybką propagację,
- delta-bar-delta,
- pseudoinwersję.

W rezultacie przetestowano 41 sieci, spośród których najlepsza okazała się sieć typu MLP o strukturze 5 (wejść) \times 11 (neuronów ukrytych) \times 1 wyjście.

Spośród wszystkich badanych sieci neuronowych, powyższa sieć charakteryzowała się:

- najmniejszym błędem uczenia $RMS = 0,14^\circ$,
- najmniejszym błędem testowania $RMS = 0,16^\circ$,
- wysoką korelacją w stosunku do danych testowych wynoszącą 0,99.

Obliczenia przeprowadzono za pomocą pakietu STATISTICA Neural Networks.

Wartości znaczące kołysań bocznych $\phi_{1/3}$ aproksymowane tą siecią, można obliczyć wg uogólnionego równania macierzowego:

$$\phi_{1/3} = \begin{pmatrix} D \\ GM \\ V \\ T \\ H_s \end{pmatrix} \times [\mathbf{A}] + \mathbf{B} \times \mathbf{C} \quad (1)$$

gdzie:

D, GM, V, T, H_s – znormalizowane wartości parametrów wejściowych (D – zanurzenie, GM – początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna, V – prędkość statku, T – okres charakterystyczny fali, H_s – wysokość znacząca fali);

$[\mathbf{A}]$ – macierz wag:

$$\begin{pmatrix} -0,532 & 0,568 & -0,039 & -0,209 & -0,123 & -0,271 & 0,056 & -0,062 & 0,281 & -0,708 & 0,106 \\ -0,780 & 0,430 & 0,659 & -3,907 & 0,776 & 2,501 & 2,992 & -0,245 & -0,645 & 1,407 & 2,667 \\ -0,821 & -1,688 & 0,663 & 0,220 & 0,579 & 0,620 & -0,183 & -0,503 & -0,901 & 0,312 & 0,181 \\ -0,146 & -2,094 & 0,012 & -2,885 & 2,679 & -0,589 & -0,097 & 0,309 & -2,656 & 0,512 & 3,620 \\ 0,736 & 1,200 & 0,535 & -0,288 & -0,728 & -0,489 & -0,263 & -0,113 & 0,794 & 0,961 & -0,287 \end{pmatrix}$$

\mathbf{B} – wektor stałych:

$$[0,855, 1,322, 0,052, -2,012, 1,357, 0,973, 0,087, -0,176, 0,540, 0,481, 2,570]$$

\mathbf{C} – wektor stałych:

$$[0,300, 1,102, -0,209, 2,286, -1,801, -1,156, 1,765, -1,475, -2,162, 0,455, 2,754]$$

Analiza wrażliwości tej sieci wykazała, że istotne są wszystkie parametry wejściowe, szczególnie początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna GM i okres charakterystyczny fali T .

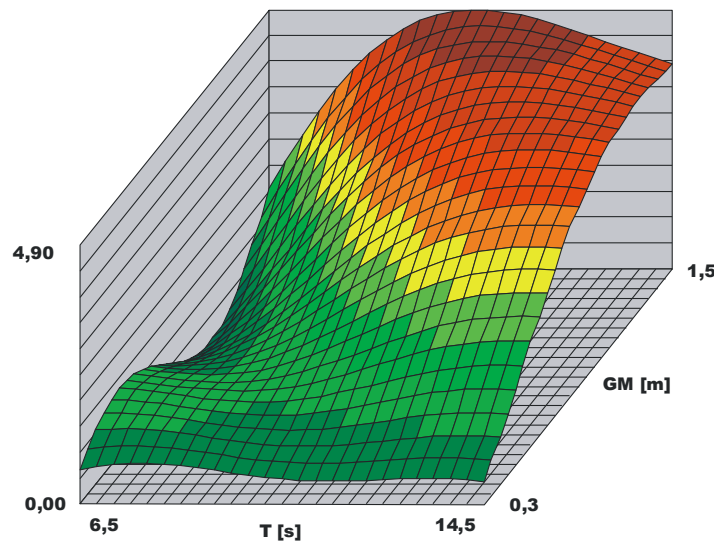
Na rysunku 3 przedstawiono przykładową analizę aproksymacji kołysań bocznych za pomocą sztucznych sieci neuronowych, przy założeniu zmiennych wartości tych parametrów w zakresie:

- początkowa wysokość metacentryczna GM od 0,3 – 1,5 m,
- okres charakterystyczny fali T od 6,5 do 14,5 s

oraz ustalonych wartości pozostałych parametrów:

- prędkość statku $V = 20$ w,
- zanurzenie $d = 9$ m,
- wysokość znacząca fali $H_s = 4$ m.

Z tej analizy wynika, że aproksymowane wartości kołysań bocznych będą największe w przedziałach: $GM = 1,2 - 1,5$ m i $T = 10 - 12$ s.



Rys. 3. Aproksymacja kołysań bocznych, $V = 20$ w, $T = 9$ m, $H_s = 4$ m, GM , $T_s = \text{var}$
Fig. 3. Approximation of ship roll, $V = 20$ kn, $T = 9$ m, $H_s = 4$ m, GM , $T_s = \text{var}$

2.2. Etap II – aktualizacja funkcji aproksymujących kołysania boczne

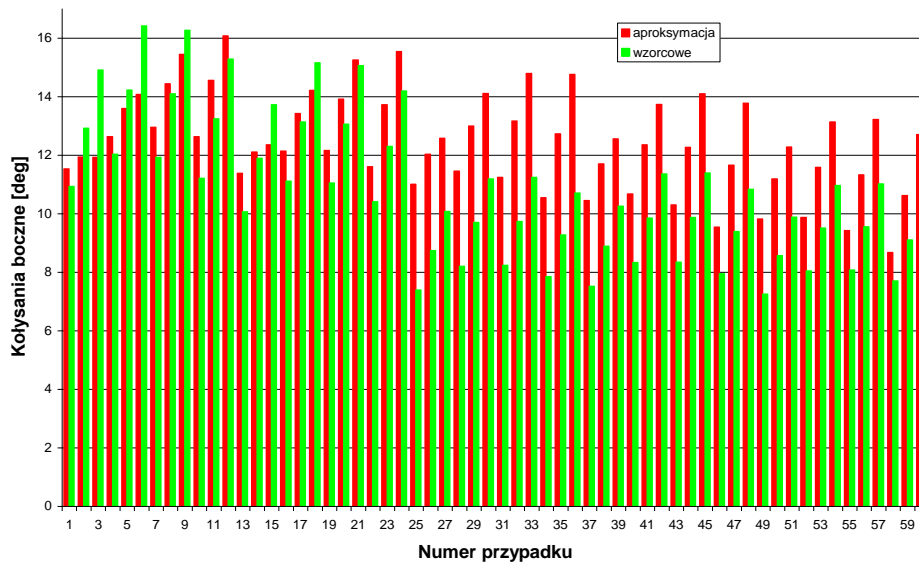
W kolejnym etapie badań założono, że w czasie dalszej eksploatacji statku zostały zarejestrowane nowe dane o zachowaniu się statku na fali. W związku z tym zaistniała potrzeba sprawdzenia, czy funkcje aproksymujące kołysania boczne będą charakteryzować się odpowiednią dokładnością aproksymacji dla tych nowych danych. W tym celu przetestowano opracowaną funkcję aproksymującą kołysania boczne, opierając się na zbiorze 60 wariantów parametrów eksploatacyjnych, mieszczących się w następujących przedziałach:

- prędkość statku V , w zakresie od 0 do 20 węzła, z krokiem 5 węzłów;
- początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna $GM = 2$ m;
- zanurzenie statku $d = 9$ m;
- wysokość znacząca fali H_s , w zakresie od 5,5 do 7,5 m, z krokiem 1 m;
- okres charakterystyczny fali T , w zakresie od 8 do 11 s, z krokiem 1 s.

Wartości statystyczne kołysań bocznych obliczono za pomocą programu SEAWAY. Zestawienie porównawcze aproksymacji z wartościami obliczonymi metodą dokładną zobrazowano na rysunku 4 i w tabeli 1.

Z zestawienia tego wynikają istotne różnice pomiędzy wartościami aproksymowanymi a obliczonymi dokładnie. Dlatego zdecydowano, że należy uaktualnić funkcję aproksymującą kołysania boczne. W tym celu:

- 1) powiększono zbiór informacji do aproksymacji o nowe warianty (otrzymano w sumie 540 wariantów),
- 2) przeprowadzono nowe obliczenia w celu wyszukania najlepszej funkcji, aproksymującej kołysania boczne, w postaci sztucznej sieci neuronowej.



Rys. 4. Wyniki testu funkcji aproksymującej kołysania boczne
 Fig. 4. The results of approximation function test

Tabela 1

Zestawienie wartości wzorcowych kołysań bocznych ϕ z aproksymacjami $\phi_{1/3}$,
 $d = 7$ m, $GM = 1,5$ m

The model values of roll ϕ in comparison with approximations $\phi_{1/3}$, $d = 7$ m, $GM = 1,5$ m

V [w]	T [s]	Hs [m]	ϕ [°]	$\phi_{1/3}$ [°]	V [w]	T [s]	Hs [m]	ϕ [°]	$\phi_{1/3}$ [°]
0	6,5	2,0	0,79	0,45	10	10,5	4,5	5,71	6,34
0	6,5	3,0	1,18	1,14	10	12,5	2,0	2,43	2,65
0	8,5	2,5	3,58	3,51	10	12,5	3,0	3,64	3,87
0	8,5	3,5	5,01	4,82	10	12,5	4,0	4,86	5,26
0	10,5	2,5	4,63	4,46	10	14,5	2,5	2,64	2,73
0	10,5	3,5	6,48	6,18	10	14,5	4,0	4,22	4,48
0	10,5	4,5	8,34	8,00	15	6,5	2,0	0,63	0,38
0	12,5	2,0	3,47	3,33	15	6,5	3,0	0,94	0,84
0	12,5	3,0	5,21	4,93	15	8,5	2,5	2,34	2,55
0	12,5	4,0	6,94	6,75	15	8,5	3,5	3,28	3,50
0	14,5	2,5	3,7	3,39	15	10,5	2,5	3,01	3,21
0	14,5	4,0	5,92	5,70	15	10,5	3,5	4,21	4,39
5	6,5	2,0	0,75	0,33	15	10,5	4,5	5,42	5,71
5	6,5	3,0	1,13	0,97	15	12,5	2,0	2,3	2,48
5	8,5	2,5	3,31	3,07	15	12,5	3,0	3,46	3,53
5	8,5	3,5	4,63	4,28	15	12,5	4,0	4,61	4,75
5	10,5	2,5	4,28	3,91	15	14,5	2,5	2,51	2,54
5	10,5	3,5	5,99	5,44	15	14,5	4,0	4,01	4,08
5	10,5	4,5	7,71	7,11	20	6,5	2,0	0,61	0,52
5	12,5	2,0	3,22	2,93	20	6,5	3,0	0,92	0,90
5	12,5	3,0	4,83	4,32	20	8,5	2,5	2,26	2,44
5	12,5	4,0	6,44	5,92	20	8,5	3,5	3,17	3,27
5	14,5	2,5	3,44	3,00	20	10,5	2,5	2,92	3,02
5	14,5	4,0	5,51	5,01	20	10,5	3,5	4,09	4,05
10	6,5	2,0	0,64	0,31	20	10,5	4,5	5,26	5,21
10	6,5	3,0	0,96	0,86	20	12,5	2,0	2,24	2,38
10	8,5	2,5	2,45	2,76	20	12,5	3,0	3,37	3,30
10	8,5	3,5	3,43	3,83	20	12,5	4,0	4,49	4,36
10	10,5	2,5	3,17	3,50	20	14,5	2,5	2,45	2,43
10	10,5	3,5	4,44	4,84					

Na tym etapie badań najlepszą siecią neuronową okazała się sieć typu MLP o strukturze 5 (wejść) \times 9 (neuronów ukrytych) \times 1 wyjście, która charakteryzowała się:

- błędem uczenia RMS = 0,33°,
- błędem testowania RMS = 0,36°,
- korelacją w stosunku do danych testowych wynoszącą 0,99.

Wartości znaczące kołysań bocznych $\phi_{1/3}$ aproksymowane tą siecią, można obliczyć wg uogólnionego równania macierzowego (1), gdzie:

[A] – macierz wag:

$$\begin{pmatrix} -0,015 & -0,252 & 0,129 & 0,078 & 0,237 & 0,188 & 0,129 & 0,089 & 0,119 \\ 0,369 & -1,015 & 0,489 & 1,433 & 1,117 & 2,831 & -2,257 & -0,792 & -1,925 \\ 0,496 & -0,084 & -0,074 & -0,144 & -1,112 & -0,346 & -0,066 & -1,623 & -0,256 \\ -0,293 & -0,206 & 0,486 & 2,587 & 0,759 & 2,234 & -0,025 & 0,754 & 0,157 \\ 0,572 & -0,993 & 0,231 & -0,356 & 1,291 & 0,132 & 1,027 & -0,167 & -1,006 \end{pmatrix}$$

B – wektor stałych:

$$[0,072, -1,578, 0,731, 2,921, 0,262, 2,688, -1,977, -0,696, -0,926]$$

C – wektor stałych:

$$[0,124, -0,851, 0,135, -1,851, -2,095, 2,403, 1,575, 1,482, -1,240]$$

Przedstawione w tym rozdziale aproksymacje zostały wyznaczone na podstawie symulowanych numerycznie odpowiedzi statku na falowanie. Powyższe aproksymacje można uaktualnić o dane zarejestrowane na statku, postępując zgodnie z przedstawioną metodyką. W ten sposób otrzymany model aproksymacyjny będzie dokładniej prognozował rzeczywiste zachowanie się statku na fali w stosunku do prognoz, uzyskanych za pomocą metod numerycznych.

Podsumowanie

Przedstawiona w badaniach metodyka umożliwia aproksymowanie odpowiedzi statku na falowanie, oparte na podstawowych parametrach eksploatacyjnych statku. Dzięki temu, że przedstawione aproksymacje mogą bazować na danych zarejestrowanych na statku, prognozowane wartości odpowiedzi statku na falowanie powinny charakteryzować się dużą zgodnością z rzeczywistymi wartościami parametrów opisujących zachowanie się statku na fali sztormowej.

W artykule podano przykład aproksymacji kołysań bocznych, oparty na następujących parametrach eksploatacyjnych:

- prędkość statku,
- zanurzenie,
- początkowa poprzeczna wysokość metacentryczna;

oraz parametry falowania:

- wysokość znacząca fali,
- okres charakterystyczny fali,

uzyskując dużą dokładność w szerokim zakresie powyższych parametrów. Funkcję aproksymującą kołysania boczne opracowano w postaci sztucznej sieci neuronowej. Przyjęta w badaniach metoda umożliwiła uaktualnienie aproksymacji, oparte na nowych danych zarejestrowanych na statku.

Opracowane w ten sposób funkcje aproksymujące mogą zostać wykorzystane jako dodatkowe narzędzie wspomagające pracę na mostku w zakresie np. wyboru trasy żeglugi.

Literatura

1. Journée J.M.J., *Verification and Validation of Ship Motions Program SEAWAY*, Report 1213a, Delft University of Technology, The Netherlands, 2001.
2. Karppinen T., *Criteria for Seakeeping Performance Predictions*, ESPOO 1987.
3. Mesbashi E., Bertram V., *Empirical Design Formule Using Artificial Neural Nets*, 1st International EuroConference on Computer Applications and Information Technology in the Maritime Industries, COMPIT'2000, Potsdam 2000.
4. Szelangiewicz T., *Ship's Operational Effectiveness Factor as Criterion Cargo Ship Design Estimation*, Marine Technology Transaction, Polish Academy of Sciences, Branch in Gdańsk, Vol. 11, 2000.
5. Szelangiewicz T., Cepowski T., *Application of artificial neural networks to investigation of ship seakeeping ability, Part 1*, Polish Maritime Research, Vol 8, no 3, September 2001.
6. Szelangiewicz T., Cepowski T., *Application of artificial neural networks to investigation of ship seakeeping ability, Part 2*, Polish Maritime Research, Vol 8, no 4, December 2001.

Wpłynęło do redakcji w lutym 2004 r.

Recenzenci

prof. dr hab. inż. Tadeusz Szelangiewicz
dr inż. Zbigniew Szozda

Adresy Autorów

mgr inż. Karolina Staszewska
dr inż. Tomasz Cepowski
Akademia Morska w Szczecinie
Instytut Nawigacji Morskiej
ul. Wały Chrobrego 1-2, 70-500 Szczecin