

BADANIE I ANALIZA ALGORYTMÓW ROJOWYCH W OPTYMALIZACJI PARAMETRÓW REGULATORA KURSU STATKU

Mirosław TOMERA

Akademia Morska w Gdyni, Wydział Elektryczny
tel: 058 690 1471 e-mail: tomera@am.gdynia.pl

Streszczenie: W pracy przedstawione zostały badania i analiza zastosowania wybranych algorytmów rojowych do optymalizacji parametrów regulatora PID w układzie sterowania statkiem na kursie. Optymalizacja ta polegała na minimalizacji czasowego wskaźnika jakości wyznaczanego na podstawie odpowiedzi skokowej. Do optymalizacji parametrów regulatora kursu statku wykorzystane zostały algorytmy rojowe, takie jak: algorytm mrówkowy, zmodyfikowany algorytm mrówkowy, algorytm sztucznej kolonii pszczół oraz algorytm optymalizacji rojem cząstek. Przeprowadzone zostały badania szybkości znajdowania optymalnego rozwiązania i wykonana została analiza porównawcza uzyskanych wyników. Zaprezentowane wyniki badań pozwalają stwierdzić, że algorytm optymalizacji rojem cząstek charakteryzuje się najlepszą jakością optymalizacji parametrów regulatora kursu statku.

Słowa kluczowe: algorytmy rojowe, algorytm genetyczny, optymalizacja stochastyczna, regulator PID, sterowanie statkiem.

1. WPROWADZENIE

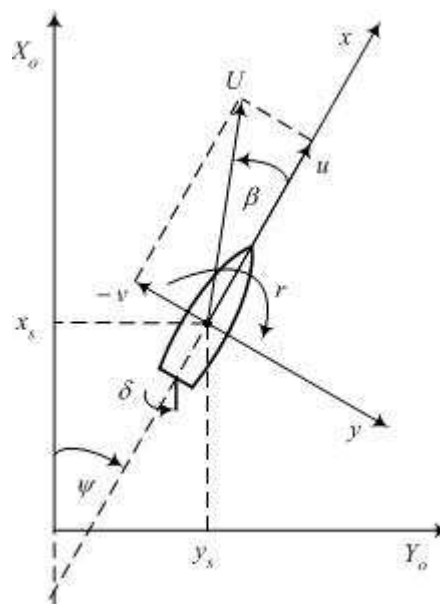
Układy sterowania ruchem statku stanowią aktywny obszar badawczy od roku 1911, kiedy to Elmer Sperry zamontował swój pierwszy autopilot mechaniczny do automatycznego sterowania statkiem na kursie. Pierwsze autopiloty były układami mechanicznymi i wykonywały bardzo proste sterowanie: wychylenie płetwy sterowej było proporcjonalne do uchybu kursu. Wprowadzenie przez Nicolasa Minorsky'ego [1] algorytmu regulatora PID znacznie poprawiło potencjalne możliwości osiągania lepszej jakości sterowania. Autopiloty obecnie znajdujące się na wyposażeniu jednostek pływających wykorzystują zazwyczaj algorytm działania regulatora PID. Jednak autopiloty typu PID są trudne do ręcznego strojenia, gdyż występuje duża liczba możliwych kombinacji nastaw, i brak jest wyraźnej zależności pomiędzy ich wartościami, a wymaganiami operacyjnymi lub zmianami środowiskowymi [2].

W niniejszej pracy przeprowadzono badania optymalizacji parametrów regulatora kursu statku przy użyciu algorytmów rojowych opisanych w pracy [3] oraz przy użyciu algorytmu genetycznego [4].

2. MODEL MATEMATYCZNY DYNAMIKI STATKU

Problem sterowania ruchem statku definiowany jest w układzie współrzędnych nieruchomych X_o, Y_o , natomiast ruch statku opisywany jest przez współrzędne układu powiązanego ze statkiem, jak pokazane to zostało na

rysunku 1. Opisany w pracy układ regulacji dotyczył sterowania statkiem na kursie, w którym wielkością regulowaną jest kurs statku ψ , natomiast sterującą odpowiednio wychylenie płetwy sterowej δ .



Rys. 1. Definicje zmiennych wykorzystywanych do opisu ruchu statku w płaszczyźnie horyzontalnej

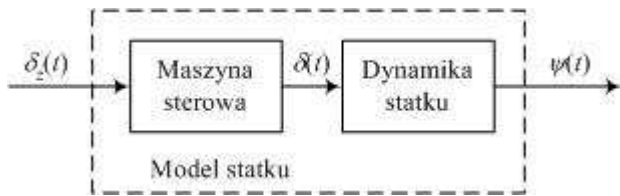
gdzie: ψ – kurs statku, δ – wychylenie płetwy sterowej, (x_s, y_s) – współrzędne położenia, (u, v) – prędkości liniowe, r – prędkość kątowa, β – dryf statku.

Strojenie parametrów regulatora PID, przeprowadzono w układzie regulacji wykorzystującym model matematyczny statku treningowego *Blue Lady* [5], o jednym stopniu swobody, gdzie wejściem jest zadane wychylenie płetwy sterowej δ , natomiast wyjściem jest kurs statku ψ . Model ten odwzorowuje dynamikę maszyny sterowej i kadłuba statku (rys. 2).

Do opisu dynamiki kadłuba statku zastosowany został model matematyczny Becha i Wagnera-Smitha [6]:

$$T_1 T_2 \ddot{\psi} + (T_1 + T_2) \dot{\psi} + K H_B(\psi) = K(T_3 \dot{\delta} + \delta) \quad (1)$$

gdzie: $K = 0.061$, $T_1 = 83.5s$, $T_2 = 966.3s$, $T_3 = 543s$, δ jest rzeczywistym wychyleniem płetwy sterowej.



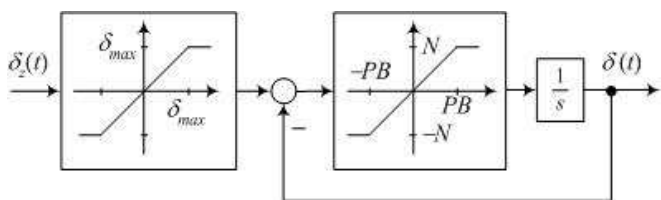
Rys. 2. Schemat blokowy modelu matematycznego statku

Funkcja nieliniowa $H_B(\psi)$, zwana krzywą spirali [7], odwzorowująca w stanie ustalonym, zależność pomiędzy wartością wychylenia płetwy sterowej i prędkością kątową, opisana jest wzorem:

$$H_B(\psi) = b_3\dot{\psi}^3 + b_2\dot{\psi}^2 + b_1\dot{\psi} + b_0 \quad (2)$$

gdzie: $b_3 = 9.77$, $b_2 = 2.87$, $b_1 = -7.32$, $b_0 = -3.43$ są parametrami nieliniowej krzywej spirali.

Schemat blokowy modelu maszyny sterowej, wyznaczony dla statku treningowego *Blue Lady* pokazany został na rysunku 3.



Rys. 3. Schemat blokowy modelu maszyny sterowej

Wartości parametrów związanych z maszyną sterową są następujące

$$N = 12 \text{ deg/s}, \quad PB = 5 \text{ deg}, \quad \delta_{max} = 35 \text{ deg} \quad (3)$$

Wszystkie parametry, dla opisanego w tym podrozdziale modelu matematycznego statku *Blue Lady*, wyznaczone zostały na podstawie eksperymentów identyfikacyjnych i algorytmów optymalizacyjnych opisanych w pracy [8].

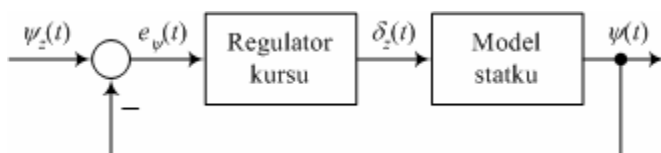
3. STEROWANIE STATKIEM NA KURSIE

W niniejszej pracy rozważony został regulator PID w układzie sterowania służącym do zmiany kursu statku na zwrocie, opisany wzorem

$$G_{PID}(s) = K_P + \frac{K_I}{s} + K_D s \quad (4)$$

gdzie: K_P , K_I oraz K_D są strojonymi parametrami regulatora.

Schemat blokowy modelu matematycznego układu sterowania, wykorzystany w badaniach symulacyjnych, pokazany został na rysunku 4.



Rys. 4. Schemat blokowy układu sterowania statkiem

3.1. Wskaźnik jakości sterowania

Ocena jakości sterowania optymalizowanego regulatora kursu statku PID, dokonywana była przy użyciu dyskretnej wersji całkowego wskaźnika jakości bazującego na czasowych całkach modułów uchybu kursu i wychylenia płetwy sterowej

$$J_E = ITAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} |\Delta\psi_i| + \frac{\lambda}{N} \sum_{i=1}^{i=N} |\delta_{zi}| \quad (5)$$

gdzie: N jest całkowitą liczbą iteracji w symulacjach układu sterowania, λ jest współczynnikiem skalującym ($\lambda = 0.6$), $\Delta\psi_i$ jest uchybem kursu wyznaczanym jako różnica pomiędzy kursem zadany ψ_{zi} i rzeczywistym ψ , δ_{zi} jest zadany kąt wychylenia płetwy sterowej.

Algorytm optymalizacyjny minimalizuje wartość funkcji (5), minimalizując zarówno uchyb kursu $\Delta\psi$ jak i zadane wychylenie płetwy sterowej δ_z .

4. ALGORYTM GENETYCZNY (GA)

Istota algorytmu genetycznego zaczerpnięta została ze sformułowanej w roku 1859 przez Karola Darwina, teorii ewolucji rozumianej jako proces zmian mających miejsce wśród organizmów żywych, w wyniku oddziaływania ze środowiskiem, w procesie naturalnej selekcji i dziedziczenia. Obecnie algorytmy genetyczne stały się jedną z najpopularniejszych metod optymalizacji [4]. Rozpatrywany w niniejszej pracy algorytm genetyczny pokazany został na rysunku 5.

W celu określenia populacji początkowej, chromosomy generowane są w sposób przypadkowy metodą bit po bicie. Długość chromosomu zależy od liczby kodowanych parametrów i ich dokładności n , i odbywa się to w oparciu o następujący wzór

$$(K_{i,max} - K_{i,min}) \cdot 10^{n_i} \leq 2^{m_i} - 1, \quad i = 1, \dots, D \quad (6)$$

gdzie: $K_{i,max}$ i $K_{i,min}$ stanowią maksymalną i minimalną wartość kodowanego parametru, n_i jest liczbą miejsc po przecinku opisującą dokładność, natomiast m_i jest liczbą bitów na których kodowany będzie strojony parametr.

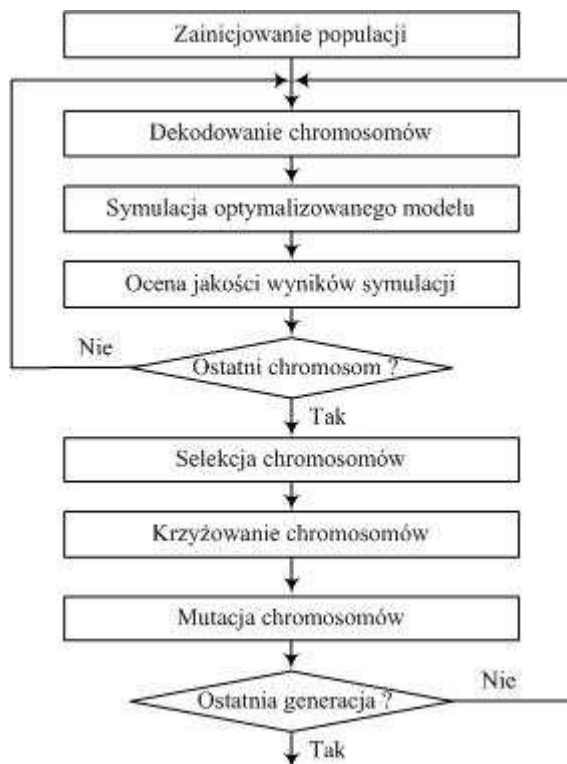
Z chromosomu składającego się z poszczególnych bitów dekodowana jest wartość parametrów regulatora. Wartość dziesiętna każdego parametru K_i obliczana jest w oparciu o następujący wzór

$$K_i = K_{i,min} + \text{decimal}(1010\dots011_2) \frac{(K_{i,max} - K_{i,min})}{2^{m_i} - 1} \quad (7)$$

gdzie: $\text{decimal}(1010\dots011_2)$ jest równy wartości dziesiętnej łańcucha binarnego.

Jakość działania układu sterowania ze strojonymi parametrami regulatora oceniana jest przy użyciu całkowego wskaźnika jakości, opisanego wzorem (5). Na tej podstawie, każdemu chromosomowi przyporządkowana jest odpowiadająca mu wartość funkcji przystosowania.

Selekcja chromosomów polega na wybraniu, na podstawie wyznaczonych wartości funkcji przystosowania, tych chromosomów, które będą brały udział w tworzeniu potomków do następnego pokolenia, czyli następnej generacji.



Rys. 5. Schemat blokowy algorytmu genetycznego

W rozważanym algorytmie zastosowana została tzw. metoda koła ruletki, która swą nazwę zawdzięcza analogii do losowania za pomocą ruletki [4].

Operacje genetyczne służą do generowania nowych populacji i obejmują takie działania jak krzyżowanie i mutacja. Zastosowanie operatorów genetycznych do chromosomów wybranych metodą selekcji prowadzi do utworzenia nowej populacji, stanowiącej populację potomków, otrzymanej z populacji rodziców. Pierwszym etapem krzyżowania jest wybór par chromosomów z populacji rodzicielskiej. Na tym etapie chromosomy z populacji rodzicielskiej kojarzone są w pary. Proces krzyżowania nie jest wykonywany na wszystkich parach populacji i zależy od przyjętego prawdopodobieństwa krzyżowania p_c . Mutacja dokonywana jest na pojedynczych bitach zgodnie z założonym prawdopodobieństwem mutacji p_m . Wszystkie bity we wszystkich chromosomach populacji mają jednakową szansę na mutację [4].

5. BADANIA SYMULACYJNE

Opisywane w pracy [3] algorytmy: rojowe oraz opisany w niniejszej pracy algorytm genetyczny, zaimplementowane zostały w środowisku obliczeniowym Matlab/Simulink. Schemat blokowy układu sterowania statkiem na kursie przedstawiony na rysunku 4, zaimplementowany został w Simulinku. Optymalizacja parametrów regulatora kursu statku odbywała się przy użyciu programów napisanych w Matlabie, które zawierały badane algorytmy: dwa sztucznej kolonii mrówek oraz po jednym sztucznej kolonii pszczoł, optymalizacji rojem cząstek i genetycznym. Optymalizacja obejmowała strojenie parametrów regulatora PID polegająca na minimalizacji funkcji opisanej wzorem (5). Badane algorytmy wymagały ustawienia kilku parametrów. Dla wszystkich algorytmów ustalony został taki sam zakres zmian strojonych parametrów regulatora kursu statku (Tablica 1). W tablicy 2 znajdują się parametry związane z ustawieniami badanych algorytmów.

Tablica 1. Wartości graniczne optymalizowanych parametrów regulatora kursu statku (PID)

Parametr	$K_{i,min}$	$K_{i,max}$
$K_1 = K_P$	0	10.0
$K_2 = K_I$	0	0.1
$K_3 = K_D$	0	1000.0

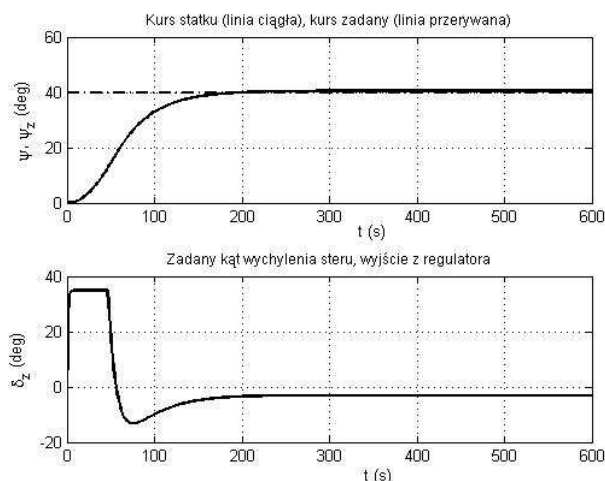
Tablica 2. Parametry algorytmów ACO, MACO, ABC, PSO i GA

	ACO, MACO	ABC	PSO	GA
Rozmiar populacji	32	32	32	32
Liczba iteracji	60	60	60	60
Liczba uruchomień	30	30	30	30
Parametry	$R = 1001$ $\rho = 0.2$ $\alpha = 2$ $\beta = 1$	$M = 50$ $D = 3$	$w = 0.73$ $c_1 = 1.5$ $c_2 = 1.5$ $D = 3$	$p_c = 0.5$ $p_m = 0.01$ $D = 3$

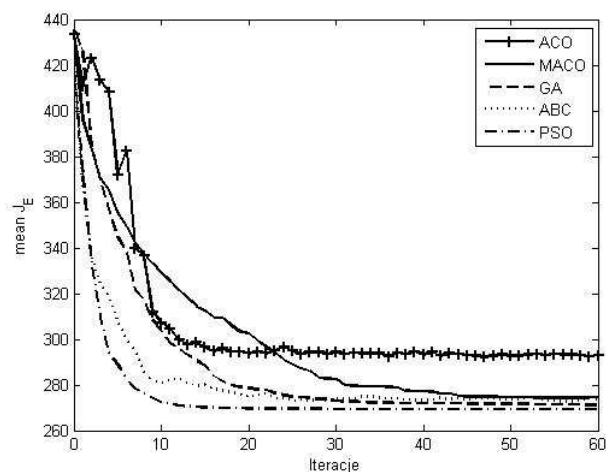
Długość całkowita chromosomu dla regulatora PID składającego się z trzech parametrów strojonych K_P , K_I i K_D wynosiła 30 bitów. Każdy z optymalizowanych parametrów zakodowany został na 10 bitach. Parametr K_P został określony z dokładnością do dwóch miejsc po przecinku, parametr K_D z dokładnością do części całkowitych (zero miejsc po przecinku), natomiast parametr K_I z dokładnością do czterech miejsc po przecinku.

Dla badanych algorytmów optymalizowane wartości wzmocnień K_P , K_I oraz K_D ustawiane były w układzie regulacji kursu statku (Rys. 4), i następnie przeprowadzana była symulacja odpowiedzi skokowej, gdzie wartość zadana kursu statku zmieniana była o 40 deg. Czas trwania odpowiedzi skokowej wynosił $t_{max} = 600s$. Przykładowe wyniki przedstawiające odpowiedź skokową układu, na podstawie której wyznaczane były wskaźniki jakości, przedstawione zostały na rysunku 6. Następnie na podstawie wyników pokazanych na rysunku 6, wyznaczany był wskaźnik jakości J_E (5), służący do oceny przeprowadzonej symulacji działania układu regulacji.

Na rysunku 7 przedstawione zostały średnie wartości dla każdej iteracji, najlepszych wartości wskaźnika jakości J_E z każdego uruchomienia badanych algorytmów.



Rys. 6. Odpowiedź skokowa układu regulacji kursu statku: (a) kurs zadany i kurs rzeczywisty, (b) zadane wychylenie płetwy sterowej



Rys. 7. Zmiana średniej wartości najlepszego wskaźnika jakości uzyskanego dla wszystkich powtórzeń algorytmów optymalizacji parametrów regulatora kursu statku

Z rysunku 7 widać, że algorytm optymalizacji rojem cząstek (PSO) charakteryzował się szybką zbieżnością oraz bardzo dużą powtarzalnością, we wszystkich jego uruchomieniach, co potwierdza bardzo mała wartość odchylenia standardowego S.D. (Tablica 3).

W tablicy 3 znajdują się parametry związane z oceną jakości optymalizacji parametrów, ze wszystkich uruchomień algorytmu w ostatniej iteracji, takie jak: wartość średnia (Mean), średnia wartość odchyłek (S.D) i wartość minimalna ($\min J_E$). Najmniejszymi wartościami średnią (Mean) i końcową w pojedynczej iteracji ($\min J_E$), charakteryzował się algorytm optymalizacji rojem cząstek (PSO).

Tablica 3. Parametry oceniające jakość badanych algorytmów optymalizacyjnych

Algorytm	Mean	S.D.	$\min J_E$	K_P	K_I	K_D
ACO	9.2670	0.3556	8.8871	8.01	0.0001	335.0
MACO	8.9024	0.0304	8.8499	6.03	0.0	261.0
ABC	8.8987	0.0188	8.8564	9.95	0.0	538.0
PSO	8.8501	0.0006	8.8492	5.55	0.0	244.0
GA	8.9145	0.0185	8.8661	7.82	0.0	344.0

8. WNIOSKI KOŃCOWE

Celem pracy było zastosowanie wybranych algorytmów rojowych do optymalizacji parametrów regulatora kursu statku i porównanie jakości poszukiwania minimum globalnego z bardzo znanym i popularnym algorytmem genetycznym.

W wyniku przeprowadzonych badań optymalizacji parametrów regulatora PID, zastosowanego do sterowania statkiem na kursie, przy użyciu algorytmów rojowych i genetycznego, okazało się, że najlepsze wyniki uzyskane zostały po zastosowaniu algorytmu optymalizacji rojem cząstek (PSO), który bardzo szybko znajdował rozwiązanie optymalne i charakteryzował się dużą powtarzalnością. Najbardziej ten test wypadł dla klasycznego algorytmu mrówkowego (ACO).

9. BIBLIOGRAFIA

1. Minorsky N.: Directional stability of automatically steered bodies, Journal of American Society of Naval Engineers, Vol. 34, pp. 280-309, 1922.
2. Fossen T. I.: Marine Control Systems. Guidance, Navigation, and Control of Ships, Rigs and Underwater Vehicles. Marine Cybernetics, Trondheim, Norway, 2002.
3. Tomera M.: Zastosowanie algorytmów rojowych do optymalizacji parametrów w modelach układów regulacji, Zeszyty Naukowe Wydziału Elektrotechniki i Automatyki Politechniki Gdańskiej, Nr 46/2015, s. 97-102.
4. Goldberg D.E.: Algorytmy genetyczne i ich zastosowania, WNT, Warszawa, 1998.
5. The Foundation for Safety of Navigation and Environment Protection, URL <<http://www.ilawashiphhandling.com.pl/>>
6. Bech M.I., Wagner-Smith M.: Analogue simulation of ship manoeuvres, Technical Report Hy-14, Hydro- and Aerodynamics Laboratory, Lyngby, Denmark, 1969.
7. Bech M.I.: The reverse spiral test as applied to large ships, Shipping World and Shipbuilder, pp. 1753-1754, 1968.
8. Tomera M.: Swarm intelligence applied to identification of nonlinear ship steering model, IEEE 2nd International Conference on Cybernetics (CYBCONF), Gdynia, Poland, June 2015, pp. 133-139.

STUDY AND ANALYSIS OF SWARM INTELLIGENCE IN OPTIMIZING PARAMETERS OF THE SHIP COURSE CONTROLLER

The paper presents the research and analysis of the use of certain swarm intelligence algorithms to optimize the parameters of PID control in a ship on the course. This optimization was to minimize the performance quality index based on step response of the mathematical model of control system. To optimize the parameters of the ship course controller have been used swarm intelligence algorithms, such as: ant colony algorithm (ACO), the modified ant colony algorithm (MACO), the artificial bee colony algorithm (ABC) and the particle swarm optimization algorithm (PSO). Rate tests were conducted to find the optimal solution and a comparative analysis of the results was made. The presented results of research allow us to conclude that the particle swarm optimization (PSO) algorithm has the best quality of optimizing the control parameters of the course controller.

Keywords: swarm intelligence, genetic algorithm, random optimization, PID controller, ship control.