MECHANIKA W LOTNICTWIE
ML-XX 2022
https://doi.org/10.15632/ML2022/251-276

ALGORYTM OPTYMALNEGO BODŹCOWANIA RUCHOWEGO Z LQR DO GENEROWANIA ZŁUDZENIA PRZECHYLENIA W SYMULATORZE LOTU Z PLATFORMĄ STEWARTA-GOUGHA

Rafał Lewkowicz
Wojskowy Instytut Medycyny Lotniczej, Warszawa
e-mail: rlewkowicz@wiml.waw.pl

Celem prezentowanych badań było opracowanie algorytmu optymalnego bodźcowania ruchowego (ang. *Motion Cueing Algorithm*, MCA), który przy uwzględnieniu fizycznych ograniczeń przestrzeni roboczej układu ruchu symulatora (platformy Stewarta-Gougha) będzie generował sygnały sterujące jej ruchem, zapewniając wysoką wierności symulacji złudzenia przechylenia. Przedstawiono optymalny MCA oparty na regulatorze liniowo-kwadratowym (ang. *Linear-Quadratic Regulator*, LQR), w którym uwzględniono model matematyczny układu przedsionkowego człowieka oraz wybrane parametry kinematyki układu ruchu. Dobór wzmocnień LQR, dla których kwadratowa funkcja kosztów osiąga najmniejsze wartości, przeprowadzono przy zastosowaniu algorytmu genetycznego. Proponowana optymalizacja MCA została zaimplementowana i przetestowana w środowisku MATLAB/Simulink. Wyniki symulacji numerycznych wykazały wzrost wierności odtwarzania złudzenia przechylenia przy wykorzystaniu zaproponowanego optymalnego MCA w porównaniu do standardowego algorytmu stosowanego do sterowania platformą Stewarta. Skuteczność proponowanej metody generowania złudzenia przechylenia widoczna jest w większej zgodności percepcyjnej.

Wykaz skrótów i oznaczeń

MCA – algorytm bodźcowania ruchowego (ang. *Motion Cueing Algorithm*),
CWF – klasyczny filtr wymywający (ang. *Classical Washout Filter*),
OWF – optymalny filtr wymywający (ang. *Optimal Washout Filter*),
GA – algorytm genetyczny (ang. *Genetic Algorithm*),
$\mathbf{u}_A, \mathbf{u}_S$ – wektor sygnałów ruchu samolotu oraz ruchu platformy symulatora,
$\mathbf{a}_A, \mathbf{a}_S$ – wektor przyspieszenia liniowego samolotu oraz platformy ruchu,
$\boldsymbol{\omega}_A, \boldsymbol{\omega}_S$ – wektor yprędkości kątowej samolotu oraz platformy ruchu,
$\mathbf{f}_A, \mathbf{f}_S$ – przyspieszenie grawitacyjno-inercyjne oddziałujące na głowę pilota w samolocie i symulatorze,
$\mathbf{A}_{SCC}, \mathbf{B}_{SCC}, \mathbf{C}_{SCC}, \mathbf{D}_{SCC}$ – macierze równań przestrzeni stanu kanałów półkolistych,
$\mathbf{A}_{OTO}, \mathbf{B}_{OTO}, \mathbf{C}_{OTO}, \mathbf{D}_{OTO}$ – macierze równań przestrzeni stanu narządów otolitowych,
$\mathbf{A}_v, \mathbf{B}_v, \mathbf{C}_v, \mathbf{D}_v$ – macierze reprezentacji przestrzeni stanu narządu przedsionkowego,
$\mathbf{x}_e$ – wektor błędu stanu narządu przedsionkowego,
$\mathbf{L}_{AZ}$ – macierz przejścia z układu ruchomego związanego z Ziemią do układu związanego z samolotem,
$\mathbf{L}_{PB}$ – macierz przejścia z układu związanego z podstawą symulatora do układu związanego z platformą,
ψ_i, θ_i, ϕ_i – kąty Eulera określające orientację i-tego układu współrzędnych,
$\boldsymbol{\beta}_i = [\psi_i, \theta_i, \phi_i]$ – wektor kątów Eulera,
$\mathbf{W}(s)$ – zestaw liniowych filtrów OWF,

$\mathbf{R}_S$ – macierz transformacji wektora prędkości kątowych z układu, którego osie wyznaczają prędkości uogólnione (pochodne względem czasu kątów Eulera) do układu związanego z platformą,
$\mathbf{T}_S$ – macierz transformacji odwrotna do macierzy $\mathbf{R}_S$,
$\mathbf{x}_d$ – wektor stanu platformy ruchu symulatora,
$\mathbf{A}_d, \mathbf{B}_d$ – macierze równania stanu platformy ruchu,
$\mathbf{x}_n$ – przefiltrowany sygnał białego szumu,
$\mathbf{e}$ – wektor błędu odczuć pilota pomiędzy warunkami rzeczywistymi i symulowanymi,
$\mathbf{Q}, \mathbf{R}_d, \mathbf{R}$ – macierze wagowe kwadratowej funkcji kosztów,
$\mathbf{P}$ – rozwiązanie algebraicznego równania Riccatiego,
$\mathbf{O}_i$ – wektor opisujący i-tego osobnika w populacji (algorytm genetyczny),
$\mathbf{J}(\mathbf{O}_i)$ – funkcja przystosowania i-tego osobnika (algorytm genetyczny),
$\widehat{\cdot}$ – sygnał odczuwany przez pilota (oznaczenie umieszczone nad znakiem).

1. Wstęp

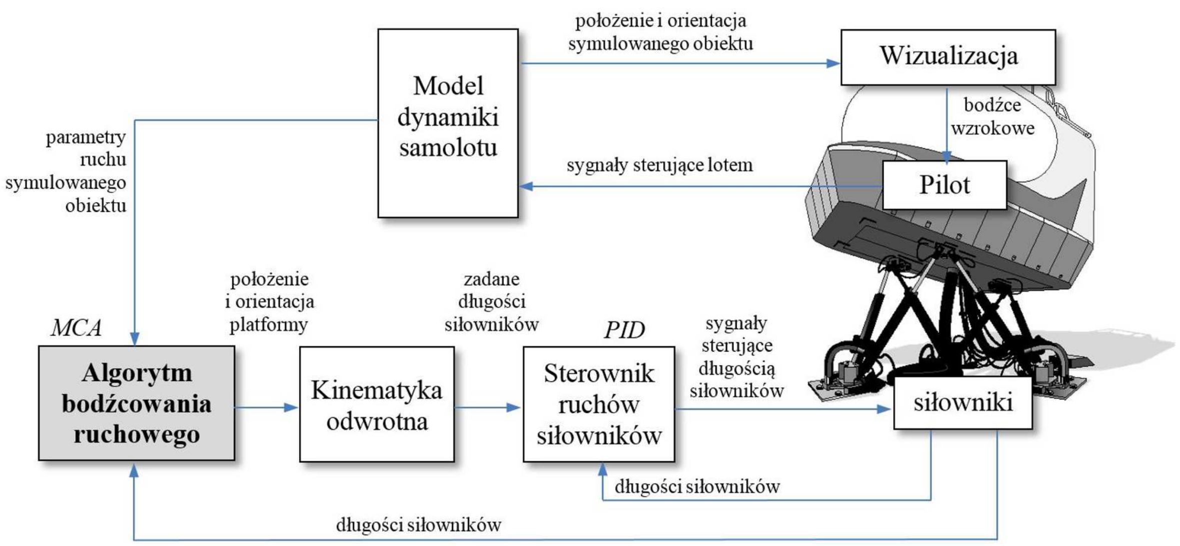
Złudzenie przechylenia jest zjawiskiem, które spośród grupy złudzeń somatoobrotowych najczęściej występuje w czasie lotu, powodując zaburzenia orientacji przestrzennej pilota [1]-[5]. Złudzenie to powstaje przy braku dostatecznych wskazówek wzrokowcy (np. podczas lotu w chmurach lub nocą) na skutek szybkiego wyprowadzenia statku powietrznego z przedłużonego, skoordynowanego zakrętu, podczas którego pilot nie odczuwa przechylenia. W rezultacie pilot po wyprowadzeniu z zakrętu, utrzymując lot poziomy, przez pewien czas ma wrażenie przechylenia w kierunku przeciwnym do wcześniej wykonywanego zakrętu. W celu zwiększenia wiedzy pilotów na temat tego typu złudzeń oraz sytuacji, w których mogą one wystąpić, stosuje się naziemną ich demonstrację przy wykorzystaniu symulatorów lotniczych [6], [7].

Dotychczasowe badania wykazały, że pomimo stosowania w symulatorach lotu różnych metod bodźcowania ruchowego (algorytmów starowania ruchem kabiny symulatora) [8]-[11], w dalszym ciągu nie opracowano skutecznej procedury naziemnej demonstracji złudzenia przechylenia. Dotyczy to przede wszystkim konwencjonalnej platformy ruchu typu heksapod (tzw. platformy Stewarta-Gougha), która jest najbardziej rozpowszechnioną konstrukcją układu ruchu symulatorów [12]-[14].

1.1. Odwzorowanie bodźców ruchowych w symulatorach lotu

Struktura systemu sterowania układem ruchu symulatora wyposażonego w platformę Stewarta-Gougha przedstawiona została na rys. 1. Zadaniem tego systemu jest dostarczenie operatorowi symulatora – pilotowi bodźców ruchowych, które będą przez niego interpretowane tak jak bodźce oddziałujące na niego w rzeczywistym statku powietrznym.

Danymi wejściowymi systemu sterowania układem ruchu symulatora są parametry ruchu symulowanego obiektu, generowane przez model dynamik obiektu latającego (blok „Model dynamiki samolotu" rys. 1). Dane te przetwarzane są przez algorytm bodźcowania ruchowego (ang. *Motion Cueing Algorithm*, MCA), którego zadaniem jest przekształcenie sygnałów ruchów symulowanego obiektu w komendy ruchów platformy symulatora. Przekształcenie to ma być wykonane w taki sposób, aby pilot w symulatorze miał wrażenie wykonywania lotu w warunkach rzeczywistych, przy istniejących ograniczeniach konstrukcyjnych symulatora (m.in. przestrzeni roboczej, maksymalnych oraz minimalnych prędkości i przyspieszeń jego członów wykonawczych). Wynikiem działania MCA jest informacja o pożądanym położeniu i orientacji platformy symulatora. Dane te są przekształcane w bloku „Kinematyka odwrotna" do postaci sygnałów opisujących długość siłowników, a następnie przetwarzane przez regulator (blok „Sterownik ruchów



Rys. 1. Struktura systemu sterowania układem ruchu symulatora bazującego na platformie Stewarta-Gougha. Szarym kolorem oznaczono moduł systemu sterowania, którego dotyczą prezentowane badania

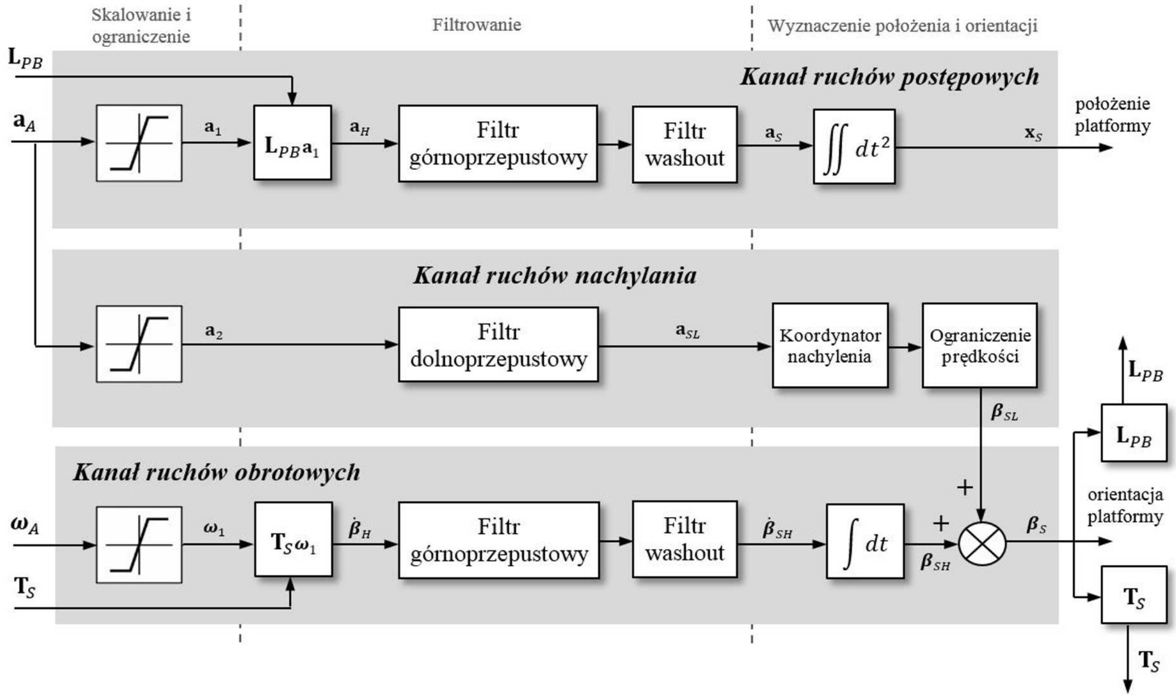
siłowników”), który w sprzężeniu zwrotnym odpowiada za osiągniecie przez człony wykonawcze platformy (siłowniki) zadanej długości w ustalonym czasie.

1.2. Algorytmy bodźcowania ruchowego

Najczęściej stosowanym algorytmem sterowania układem ruchu symulatora jest klasyczny MCA (ang. *Classical Washout Filter*, CWF) [15]. Algorytm ten tworzy zestaw dobranych eksperymentalnie liniowych filtrów dolno- i górnoprzepustowych, których parametry (współczynniki tłumienia i częstotliwości odcięcia) wyznaczane są metodą prób i błędów na podstawie opinii ekspertów pilotów porównujących swoje wcześniejsze odczucia z odczuciami w symulatorze. Struktura klasycznego algorytmu sterowania ruchem platformy symulatora została przedstawiona na rys. 2.

Pierwszy etap przetwarzania sygnałów wejściowych ($\mathbf{a}_A$, $\boldsymbol{\omega}_A$ opisujących wektory odpowiednio przyspieszenia liniowego oraz prędkości kątowej generowane przez model symulacyjny samolotu) w CWF obejmuje skalowanie i ograniczanie tych sygnału. Skalowanie jest liniową funkcją zmiany wartości sygnału, natomiast ograniczanie jest funkcją nieliniową. Celem tego etapu jest zmniejszenie amplitudy generowanych ruchów platformy, umożliwiając częściowo niwelowanie fizycznych ograniczeń ruchowych oraz dynamiki układu ruchu symulatora. W dalszej kolejności przeskalowany sygnał zostaje przekształcony do układu związanego z ruchomą platformą symulatora. Zadanie to realizują macierze przejścia $\mathbf{L}_{PB}$ oraz $\mathbf{T}_S$, których elementy zależą od bieżącego stanu platformy (wektora $\boldsymbol{\beta}_S$), w oparciu o który są stale aktualizowane.

W kolejnym etapie, w każdym z trzech kanałów (ruchów postępowych, nachylania i obrotowych) sygnał podlega filtracji (bloki „Filtr górno- i dolnoprzepustowy”), która jest najbardziej złożonym i najważniejszym procesem w MCA. Filtrami nazywane są transmitancje, które filtrują sygnał częstotliwościowo według wcześniej ustalonych parametrów (częstotliwości odcięcia ω_n oraz współczynnika tłumienia ζ_t). Klasyczna koncepcja MCA (CWF) jest kombinacją różnych liniowych filtrów, których zadaniem jest wyodrębnienie z sygnałów wejściowych ($\mathbf{a}_A$, $\boldsymbol{\omega}_A$) tych wartości, które będą następnie odtwarzane przez układ ruchu. Równania filtrów stosowanych w CWF mają zwykle następującą postać:



Rys. 2. Struktura klasycznego algorytmu bodźcowania ruchowego (CWF)

— filtr górnoprzepustowy II rzędu (kanał ruchów postępowych)

$$W_{HPT} = \frac{s^2}{s^2 + 2\zeta_t\omega_n s + \omega_n^2} \tag{1.1}$$

— filtr dolnoprzepustowy II rzędu (kanał ruchów nachylania)

$$W_{LPT} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta_t\omega_n s + \omega_n^2} \tag{1.2}$$

— filtr górnoprzepustowy I rzędu (kanał ruchów obrotowych)

$$W_{HPR} = \frac{s}{s + \omega_n} \tag{1.3}$$

Przefiltrowany sygnał w kanale ruchów postępowych i ruchów obrotowych jest w dalszej kolejności poddany transformacji w bloku „Filtr washout", którego działanie może być opisane równaniem (1.3). Celem tego przekształcenia, znanego pod nazwą wymywanie (ang. *washout*), jest „pokonanie" fizycznych ograniczeń ruchowych. Technika ta polega na powrocie platformy (z przyspieszeniem poniżej progu percepcji człowieka) do pozycji neutralnej po zakończeniu ruchów generowanych przez bloki filtracji górnoprzepustowej.

W ostatnim etapie przetwarzania sygnałów wyznaczane są położenie $\mathbf{x}_S$ i orientacja platformy $\boldsymbol{\beta}_S$. W bloku „Koordynatora nachylenia" (rys. 2) niskoczęstotliwościowe składowe ruchów liniowych przekształcane są w kąty Eulera $\boldsymbol{\beta}_{SL} = [\phi_{SL}, \theta_{SL}, \psi_{SL}]$. Zadanie to realizuje macierz koordynacji nachylenia w następujący sposób [16]

$$\boldsymbol{\beta}_{SL} = \begin{bmatrix} 0 & -1/g & 0 \\ 1/g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{a}_{SL} \tag{1.4}$$

gdzie g jest przyspieszeniem grawitacyjnym. W kolejnym kroku zmiana składowych wektora $\boldsymbol{\beta}_{SL}$ podlega ograniczeniu (blok „Ograniczenie prędkości") do wartości 3°/s. Ma to na celu utrzymania prędkości obrotu platformy poniżej ludzkiego progu percepcji. W rezultacie wykrywany będzie tylko komponent grawitacyjny związany z nachyleniem platformy. Po tym kroku ostateczna orientacja platformy (opisana kątami Eulera) obliczana jest jako suma $\beta_{SL} + \beta_{SH} = \beta_S$ (rys. 2).

Klasyczny MCA (CWF) swoją popularność zawdzięcza głównie swojej prostocie, niskiemu obciążeniu obliczeniowemu oraz zadowalającej wydajności. Jest on jednak często zastępowany algorytmami o bardziej złożonej strukturze [17]-[23], których działanie wykazuje wzrost jakości bodźcowania ruchowego. Wybrane charakterystyki tych algorytmów przedstawiono w tabeli 1.

Tabela 1. Wybrane charakterystyki algorytmów bodźcowania ruchowego (MCA) [24]

Rodzaj algorytmu	Niskie koszty obliczeń	Łatwy dobór parametrów filtrów	Uwzględnia błędy percepcji człowieka	Stała jakość w całym obszarze roboczym
Klasyczny (CWF)	$\surd$	–	–	–
Adaptacyjny	–	$\surd$	–	$\surd$
Optymalny (OWF)	–	$\surd$	$\surd$	$\surd$
Optymalny odporny	–	$\surd$	$\surd$	$\surd$
Predykcyjny	–	$\surd$	$\surd$	$\surd$

Do rozwiązania problemów związanych z niedoskonałością CWF (tabela 1), którą algorytm ten wykazuje w zadaniu wywołania u pilota złudzenie przechylenia w symulatorze lotu z platformą Stewarta-Gougha [7], [9], [10], w prezentowanej pracy zaproponowano zastosowanie optymalnego MCA (OWF).

1.3. Cel badań

Celem prezentowanych badań było udzielenie odpowiedzi na pytanie „czy algorytm optymalnego bodźcowania ruchowego (OWF) oparty na regulatorze liniowo-kwadratowym (ang. *Linear-Quadratic Regulator*, LQR) może zapewnić odtworzenie złudzenia przechylenia w symulatorze z platformą Stewarta-Gougha?". Autora interesowało szczególnie to, czy od momentu wyprowadzenia z zakrętu do lotu poziomego możliwe jest pojawienie się odczucia silnego przechylenia w kierunku przeciwnym do wcześniej wykonywanego zakrętu.

Dodatkowym celem tych badań była ocena optymalnego bodźcowania ruchowego (OWF) pod względem poprawy skuteczności generowania złudzenia przechylenia w stosunku do bodźcowania uzyskanego za pomocą klasycznego algorytmu sterowania (CWF).

Do osiągniecia powyższych celów badań opracowano OWF, w którym do minimalizacji błędu percepcji pomiędzy postrzeganym ruchem samolotu i symulatora oraz optymalizacji wykorzystania przestrzeni roboczej platformy ruchu zastosowano LQR. Określenie pożądanych właściwości tego regulatora, zależnych od macierzy wag funkcji kosztów, przeprowadzono z wykorzystaniem algorytmu genetycznego (ang. *Genetic Algorithm*, GA). Optymalizację MCA zrealizowano w pełnym horyzoncie czasowym predefiniowanego manewru (profil lotu ze złudzeniem przechylenia).

Oprócz prezentacji metody opracowania OWF przedstawiono również wyniki obliczeń numerycznych pokazujących możliwości zastosowanego podejścia w odtworzeniu złudzenia przechylenia w symulatorze z platformą Stewarta-Gougha. Przy opracowaniu OWF wykorzystano wyniki następujących badań [17], [25]-[30].

Struktura dalszej części pracy jest następująca: W rozdziale 2 opisano metodę opracowania algorytmu optymalnego MCA bazującego na LQR. W rozdziale 3 przedstawiono procedurę symulacji działania opracowanego algorytmu podczas generowania bodźców wywołujących złudzenie przechylenia. Opis ten uzupełniono omówieniem wyników przeprowadzonej symulacji. W rozdziale 4 sformułowano wnioski z wykonanych badań. Na końcu pracy zamieszczono dodatek A, w którym przedstawiono procedurę wyprowadzenia równania kinematyki odwrotnej platformy Stewarta-Gougha.

2. Metoda opracowania algorytmu optymalnego bodźcowania ruchowego

2.1. Bodźce ruchowe oddziałujące na pilota w samolocie oraz symulatorze

Do opisu bodźców ruchowych (przyspieszeń liniowych i kątowych) oddziałujących na pilota w samolocie oraz symulatorze wykorzystano niżej zdefiniowane prostokątne, prawoskrętne układy współrzędnych (rys. 3):

- układ inercjalny związany z Ziemią – $O_Z x_0 y_0 z_0$, o osi Z skierowanej zgodnie z wektorem siły grawitacji, o zwrocie w kierunku Ziemi,
- układ ruchomy związany z Ziemią – $O x_Z y_Z z_Z$, grawitacyjny układ ziemski o początku w środku masy samolotu oraz osiach równoległych do osi układu $O_Z x_0 y_0 z_0$,
- układ związany z samolotem – $O_A x_A y_A z_A$, o początku w środku masy samolotu oraz osiach pokrywających się z osiami symetrii samolotu,
- układ związany z podstawą symulatora – $O_B x_B y_B z_B$, o początku w środku podstawy i osiach zawsze równoległych do osi układu $O_Z x_0 y_0 z_0$,
- układ związany z platformą symulatora – $O_p x_p y_p z_p$, o początku w środku platformy, położeniu i orientacji zmieniających się w czasie względem układu $O_B x_B y_B z_B$,
- układ związany z głową pilota – $G x_G y_G z_G$, którego osie definiują linie przecięcia płaszczyzny Reidsa [31] i są one zawsze równoległe do osi układu $O_A x_A y_A z_A$,
- układ związany z głową operatora (pilota w symulatorze) – $D x_D y_D z_D$, którego osie definiują linie przecięcia płaszczyzny Reidsa i są one zawsze równoległe do osi układu $O_p x_p y_p z_p$.

Między układami współrzędnych występują następujące relacje:

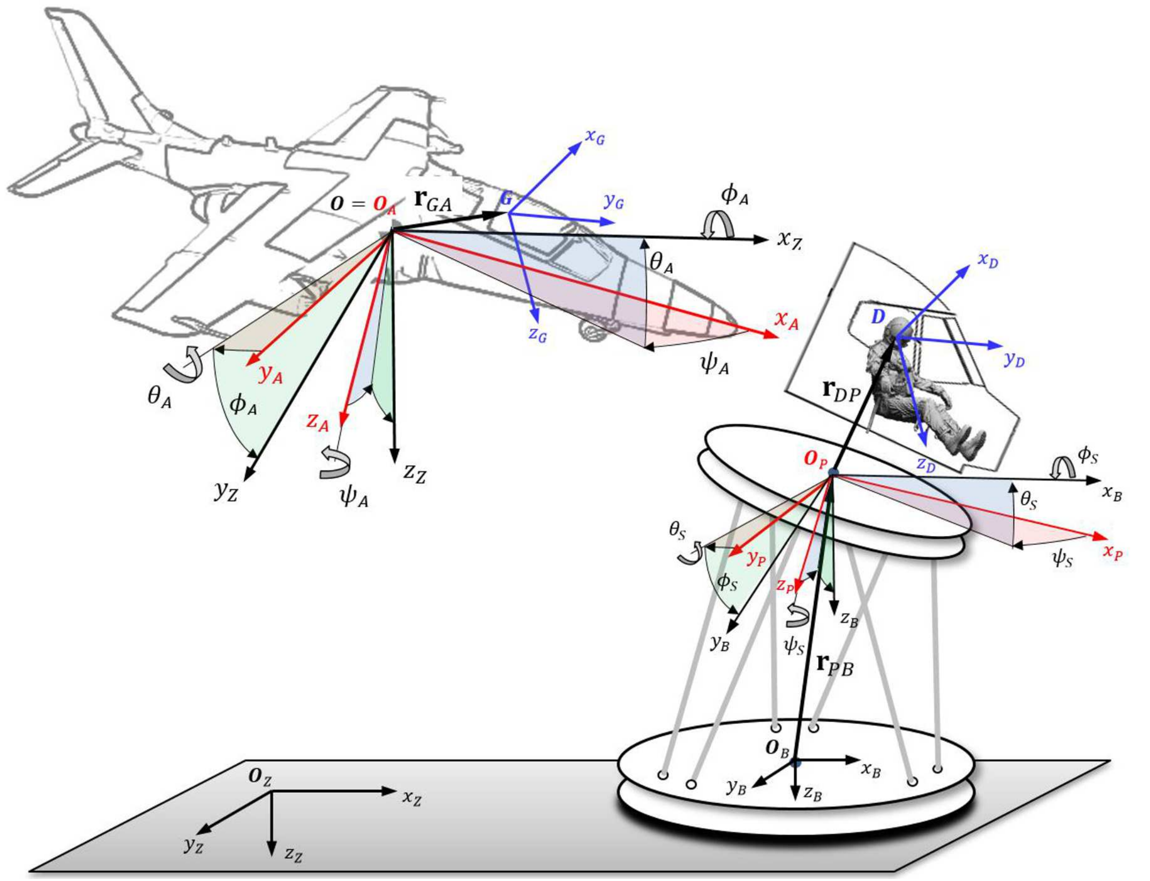
- położenie początku układu $O_p x_p y_p z_p$ względem początku układu $O_B x_B y_B z_B$ jest zmienne w czasie i opisuje je wektor $\mathbf{r}_{PB}$,
- położenie początku układu $O_A x_A y_A z_A$ względem początku układu $G x_G y_G z_G$ jest niezmienne w czasie i opisuje je wektor $\mathbf{r}_{GA}$,
- położenie początku układu $O_p x_p y_p z_p$ względem początku układu $D x_D y_D z_D$ jest niezmienne w czasie i opisane jest wektorem $\mathbf{r}_{DP}$.

Orientację układów $O_A x_A y_A z_A$ oraz $O_p x_p y_p z_p$ względem odpowiednio układów $O x_Z y_Z z_Z$ oraz $O_B x_B y_B z_B$ określają kąty Eulera. Do transformacji współrzędnych między tymi układami zastosowano sekwencję obrotów w ustalonej ich kolejności (ZYX) otrzymując następujące macierze przejść pomiędzy nimi:
— macierz przejścia $\mathbf{L}_{AZ}$ z układu ruchomego $O x_Z y_Z z_Z$ związanego z Ziemią do układu $O_A x_A y_A z_A$ związanego z samolotem otrzymuje się, dokonując obrotów kolejno o kąty ψ_A, θ_A, ϕ_A. Macierz ta jest równa

$$\mathbf{L}_{AZ} = \begin{bmatrix} c\theta_A \cdot c\psi_A & c\theta_A \cdot s\psi_A & -s\theta_A \\ s\phi_A \cdot s\theta_A \cdot c\psi_A - c\phi_A \cdot s\psi_A & s\phi_A \cdot s\theta_A \cdot s\psi_A + c\phi_A \cdot c\psi_A & s\phi_A \cdot c\theta_A \\ c\phi_A \cdot s\theta_A \cdot c\psi_A + s\phi_A \cdot s\psi_A & c\phi_A \cdot s\theta_A \cdot s\psi_A - s\phi_A \cdot c\psi_A & c\phi_A \cdot c\theta_A \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

gdzie $c = \cos$, $s = \sin$, natomiast ϕ_A, θ_A, ψ_A oznaczają kąty odpowiednio przechylenia, pochylenia i odchylenia samolotu względem układu $O x_Z y_Z z_Z$ (rys. 3).

— macierz przejścia $\mathbf{L}_{PB}$ z układu $O_B x_B y_B z_B$ związanego z podstawą symulatora do układu $O_p x_p y_p z_p$ związanego z platformą otrzymuje się, dokonując obrotów kolejno o kąty: ψ_S, θ_S, ϕ_S w sposób analogiczny do opisanego powyżej (2.1). Otrzymuje się macierz



Rys. 3. Rozmieszczenie układów współrzędnych związanych z samolotem oraz symulatorem

$$\mathbf{L}_{PB} = \begin{bmatrix} c\theta_S \cdot c\psi_S & c\theta_S \cdot s\psi_S & -s\theta_S \\ s\phi_S \cdot s\theta_A \cdot c\psi_A - c\phi_S \cdot s\psi_S & s\phi_S \cdot s\theta_S \cdot s\psi_S + c\phi_S \cdot c\psi_S & s\phi_S \cdot c\theta_S \\ c\phi_S \cdot s\theta_S \cdot c\psi_S + s\phi_S \cdot s\psi_S & c\phi_S \cdot s\theta_S \cdot s\psi_S - s\phi_S \cdot c\psi_S & c\phi_S \cdot c\theta_S \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

gdzie kąty ψ_S, θ_S, ϕ_S reprezentują odpowiednio przechylenie, pochylenie i odchylenie układu $O_p x_p y_p z_p$ względem układu $O_B x_B y_B z_B$ (rys. 3).

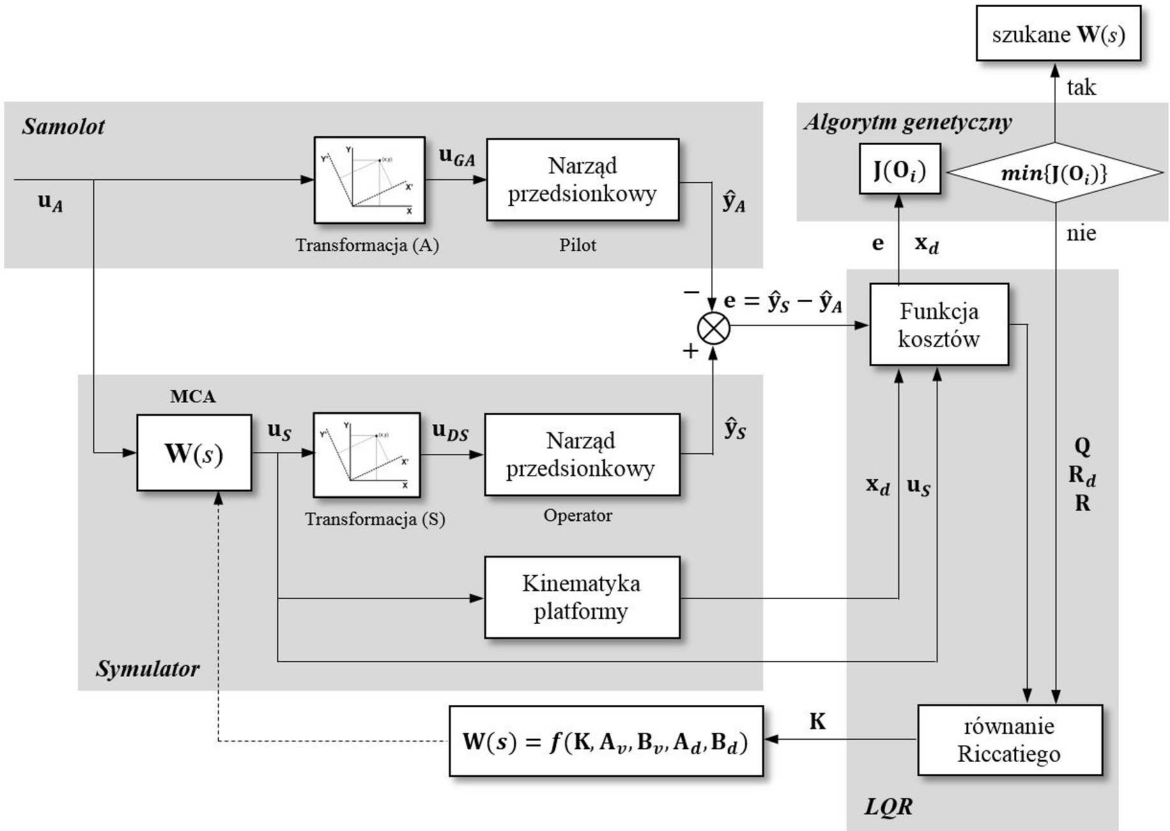
2.2. Algorytm optymalnego bodźcowania ruchowego

Problem opracowywania algorytmu optymalnego bodźcowania ruchowego (OWF) sprowadza się do wyznaczenia zestawu liniowych filtrów $\mathbf{W}(s)$ (rys. 4), które minimalizują różnice między ruchem postrzeganym przez pilota w samolocie, a ruchem postrzeganym w symulatorze (wektor $\mathbf{e}$, rys. 4). Wykorzystując model matematyczny receptorów narządu przedsionkowego, poszukiwana funkcja $\mathbf{W}(s)$ jest generowana offline w symulacji komputerowej, a następnie implementowana online do oprogramowania sterującego układem ruchu symulatora. Metodę doboru parametrów OWF (zestawu liniowych filtrów $\mathbf{W}(s)$) z zastosowaniem LQR oraz algorytmu genetycznego (GA) przedstawiono na rys. 4.

Danymi wejściowymi przedstawionej metody (rys. 4) są sygnały ruchu generowane przez samolot. Sygnały te reprezentowane są przez wektor $\mathbf{u}_A$, którego składowe w układzie $O_A x_A y_A z_A$ związanym z samolotem są następujące

$$\mathbf{u}_A = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_A \\ \mathbf{a}_A \end{bmatrix} \tag{2.3}$$

gdzie $\mathbf{a}_A$ wektor przyspieszenia liniowego samolotu, $\boldsymbol{\omega}_A$ wektor prędkości kątowej samolotu.



Rys. 4. Metoda doboru w trybie offline parametrów optymalnego MCA (OWF) z minimlaizają funkcji kosztów bazującą na algorytmie genetycznym (GA)

Wektor $\mathbf{u}_A$ jest przetwarzany równolegle w dwóch torach (rys. 4), które reprezentują środowisko lotu rzeczywistego (samolot) oraz środowisko symulacji tego lotu (symulator). W symulatorze wektor $\mathbf{u}_A$ przekształcany jest do postaci wektora $\mathbf{u}_S = [\boldsymbol{\omega}_S, \mathbf{a}_S]^{\mathrm{T}}$, który opisuje sygnały wykorzystywane do sterowania położeniem platformy symulatora. Wektor ten obliczany jest z wykorzystaniem następującego równania

$$\mathbf{u}_S = \mathbf{W}(s)\mathbf{u}_A \tag{2.4}$$

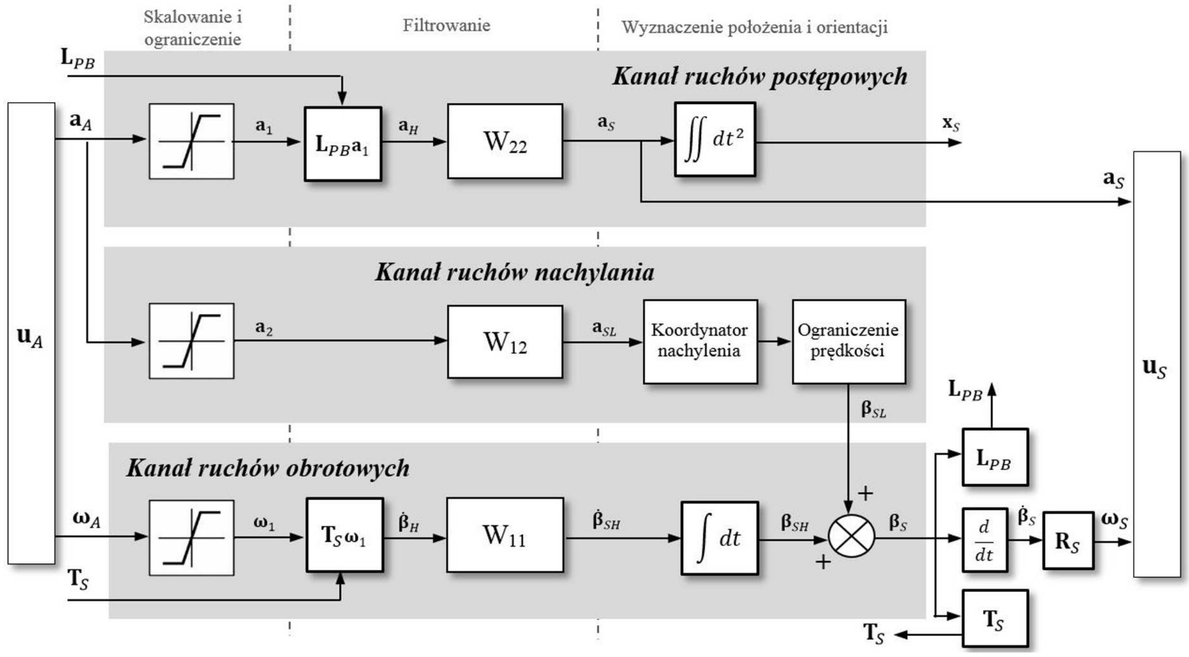
gdzie $\mathbf{W}(s)$ jest macierzą, której elementy są liniowymi górno- i dolnoprzepustowymi filtrami, których lokalizację w strukturze OWF przedstawiono na rys. 5

$$\mathbf{W}(s) = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{bmatrix}$$

Przedstawiona na schemacie OWF (rys. 5) macierz przejścia $\mathbf{L}_{PB}$ opisana jest równaniem (2.2), natomiast pozostałe macierze określają przekształcenia prędkości kątowych. Przekształcenie wektora prędkości z układu, którego osie wyznaczają prędkości uogólnione $\boldsymbol{\beta}_S = [\phi_S, \theta_S, \psi_S]$ (pochodne względem czasu kątów Eulera) do układu związanego z platformą $\boldsymbol{\omega}_S = [p_S, q_S, r_S]$ opisuje macierz

$$\mathbf{R}_S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin\theta_S \\ 0 & \cos\phi_S & \sin\phi_S\cos\theta_S \\ 0 & -\sin\phi_S & \cos\phi_S\cos\theta_S \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

natomiast przekształcenie odwrotne realizowane jest za pomocą macierzy



Rys. 5. Schemat algorytmu optymalnego bodźcowania ruchowego (OWF)

$$
\mathbf{T}_S = \begin{bmatrix} 1 & \sin\theta_S \tan\theta_S & \cos\phi_S \tan\theta_S \\ 0 & \cos\phi_S & -\sin\phi_S \\ 0 & \sin\phi_S/\cos\theta_S & \cos\phi_S/\cos\theta_S \end{bmatrix} \tag{2.6}
$$

Z uwagi na fakt, że receptory narządu przedsionkowego człowieka (blok „Narząd przedsionkowy", rys. 4) reagują na pobudzenie sygnałami w układzie związanym z głową, wektory sygnałów $\mathbf{u}_A$ oraz $\mathbf{u}_S$ zostają przekształcane odpowiednio do układów $Gx_Gy_Gz_G$ oraz $Dx_Dy_Dz_D$ związanych z głową pilota w samolocie i symulatorze (rys. 4). Po przekształceniu wektory te mają następujące składowe

$$
\mathbf{u}_{GA} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_{AV} \\ \mathbf{a}_{GA} \end{bmatrix} \quad \text{(samolot)} \qquad \mathbf{u}_{DS} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_{SV} \\ \mathbf{a}_{DS} \end{bmatrix} \quad \text{(symulator)} \tag{2.7}
$$

gdzie:

- $\boldsymbol{\omega}_{AV} = \boldsymbol{\omega}_A$ oraz $\boldsymbol{\omega}_{SV} = \boldsymbol{\omega}_S$ w związku z przyjętym założeniem o niezmiennej w czasie orientacji układu $Gx_Gy_Gz_G$ względem układu $O_Ax_Ay_Az_A$ oraz układu $Dx_Dy_Dz_D$ względem układu $O_px_py_pz_p$,
- $\mathbf{a}_{GA}$ przyspieszenie liniowe opisane równaniem

$$
\mathbf{a}_{GA} = \mathbf{a}_A + \dot{\boldsymbol{\omega}}_A \times \mathbf{r}_{GA} + \boldsymbol{\omega}_A \times (\boldsymbol{\omega}_A \times \mathbf{r}_{GA}) \tag{2.8}
$$

  w którym: $\mathbf{a}_A$ – wektor przyspieszenia środka masy samolotu w układzie $O_Ax_Ay_Az_A$ związanym z samolotem, $\boldsymbol{\omega}_A$, $\dot{\boldsymbol{\omega}}_A$ – wektory prędkości kątowej oraz przyspieszenia kątowego samolotu w układzie z nim związanym, $\mathbf{r}_{GA}$ – wektor opisujący położenie głowy pilota względem środka masy samolotu (początku układu $O_Ax_Ay_Az_A$ związanego z samolotem) (rys. 3),
- $\mathbf{a}_{DS}$ przyspieszenie liniowe obliczane za pomocą równania (2.8), w którym $\mathbf{a}_A = \mathbf{a}_S$, $\dot{\boldsymbol{\omega}}_A = \dot{\boldsymbol{\omega}}_S$, $\boldsymbol{\omega}_A = \boldsymbol{\omega}_S$ oraz $\mathbf{r}_{GA} = \mathbf{r}_{DS}$.

W przypadku symulatora dane wejściowe do modelu przedsionkowego $\mathbf{u}_{DS}$ (2.7) obliczane są z sygnałów $\mathbf{u}_S$ (2.4) przy założeniu doskonałej odpowiedzi układu ruchu symulatora (siłowniki platformy odtwarzają w zadanym czasie zadane długości).

Wektory $\mathbf{u}_{GA}$ oraz $\mathbf{u}_{DS}$ (2.7) tworzą sygnały wejściowe narządu przedsionkowego (blok „Narząd przedsionkowy", rys. 4). Ich pierwsza składowa – prędkość kątowa ($\boldsymbol{\omega}_{GA}$ oraz $\boldsymbol{\omega}_{DS}$) rejestrowana jest przez kanały półkoliste, których dynamika opisana jest zależnością [26]

$$\widehat{\omega}(s) = \frac{\tau_1 \tau_a s^2}{(\tau_1 s + 1)(\tau_2 s + 1)(\tau_a s + 1)} \omega(s) \tag{2.9}$$

gdzie: s – operator Laplace'a, $\widehat{\omega}$, ω – odczuwana przez pilota i rzeczywista składowa prędkości kątowej, τ_1, τ_2 – długa i krótka stała czasowa charakteryzująca dynamikę odpowiedzi receptora, τ_a – stała czasowa adaptacji.

Receptorami przyspieszenia liniowego ($\mathbf{a}_{GA}$ oraz $\mathbf{a}_{DS}$) są narządy otolitowe, których model dynamiki ma postać [26]

$$\widehat{f}(s) = K_{OTO} \frac{1 + \tau_{LOTO} s}{(1 + \tau_{1OTO} s)(1 + \tau_{2OTO} s)} f(s) \tag{2.10}$$

gdzie: $\widehat{f}$, f – odczuwana przez pilota i rzeczywista składowa przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego, przy czym $f = a - g$, gdzie g jest przyspieszeniem grawitacyjnym, $\tau_{1OTO}, \tau_{2OTO}, \tau_{LOTO}$ – stałe czasowe, które charakteryzują dynamikę odpowiedzi narządu, K_{OTO} – współczynnik charakteryzujący gęstości endolimfy oraz warstwy kamyków błędnikowych.

Wykorzystując te same modele receptorów narządu przedsionkowego (2.9), (2.10) w symulatorze i w samolocie, dynamikę percepcji ruchu można zapisać w przestrzeni stanu:
— dla percepcji w samolocie

$$\dot{\mathbf{x}}_A = \mathbf{A}_v \mathbf{x}_A + \mathbf{B}_v \mathbf{u}_{GA} \qquad \widehat{\mathbf{y}}_A = \mathbf{C}_v \mathbf{x}_A + \mathbf{D}_v \mathbf{u}_{GA} \tag{2.11}$$

— dla percepcji w symulatorze

$$\dot{\mathbf{x}}_S = \mathbf{A}_v \mathbf{x}_S + \mathbf{B}_v \mathbf{u}_{DS} \qquad \widehat{\mathbf{y}}_S = \mathbf{C}_v \mathbf{x}_S + \mathbf{D}_v \mathbf{u}_{DS} \tag{2.12}$$

w której macierze mają postać

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_v &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{SCC} & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_{OTO} \end{bmatrix} \qquad & \mathbf{B}_v &= \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{SCC} \\ \mathbf{B}_{OTO} \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_v &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{SCC} & 0 \\ 0 & \mathbf{C}_{OTO} \end{bmatrix} \qquad & \mathbf{D}_v &= \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{SCC} \\ \mathbf{D}_{OTO} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{2.13}$$

i zostały szczegółowo opisane w pracy [11].

Zgodnie ze schematem przedstawionym na rys. 4, w odpowiedzi na bodźce ruchowe $\mathbf{u}_{GA}$ oraz $\mathbf{u}_{DS}$ (2.7) receptory narządu przedsionkowego wypracowują sygnały wyjściowe:

$$\widehat{\mathbf{y}}_A = \begin{bmatrix} \widehat{\boldsymbol{\omega}}_{AV} \\ \widehat{\mathbf{f}}_{GA} \end{bmatrix} \quad \text{(samolot)} \qquad \widehat{\mathbf{y}}_S = \begin{bmatrix} \widehat{\boldsymbol{\omega}}_{SV} \\ \widehat{\mathbf{f}}_{DS} \end{bmatrix} \quad \text{symulator} \tag{2.14}$$

gdzie: $\widehat{\boldsymbol{\omega}}_i$, $\widehat{\mathbf{f}}_i$ są wektorami estymowanych wartości odczuwanych prędkości kątowej oraz przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego w i-tym układzie.

Wektor błędów percepcji między postrzeganym ruchem w symulatorze a ruchem w samolocie postaci $\mathbf{e} = \widehat{\mathbf{y}}_S - \widehat{\mathbf{y}}_A$ oraz wektor błędów stanu narządu przedsionkowego $\mathbf{x}_e = \mathbf{x}_S - \mathbf{x}_A$, po uwzględnieniu zależności (2.11) i (2.12) mogą być opisane równaniami

$$\dot{\mathbf{x}}_e = \mathbf{A}_v \mathbf{x}_e + \mathbf{B}_v \mathbf{u}_S - \mathbf{B}_v \mathbf{u}_A \qquad \mathbf{e} = \mathbf{C}_v \mathbf{x}_e + \mathbf{D}_v \mathbf{u}_S - \mathbf{D}_v \mathbf{u}_A \tag{2.15}$$

Równania dla symulatora (2.12) i samolotu (2.11), (2.15) oraz dodatkowych zmiennych wewnętrznych (opisane poniżej) po złączeniu w jeden model przestrzeni stanu przyjmą postać

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u}_S + \mathbf{H}\mathbf{u}_n \qquad \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u}_S \tag{2.16}$$

gdzie: $\mathbf{u}_n$ – wektor opisujący sygnał w postaci białego szumu oraz

$$\begin{gathered}
\mathbf{x} = [\mathbf{x}_e^{\mathrm{T}}, \mathbf{x}_d^{\mathrm{T}}, \mathbf{x}_n^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \qquad \mathbf{y} = [\mathbf{e}^{\mathrm{T}}, \mathbf{x}_d^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \\
\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_v & \mathbf{0} & -\mathbf{B}_v \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_d & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A}_n \end{bmatrix} \qquad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_v \\ \mathbf{B}_d \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \qquad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{B}_n \end{bmatrix} \\
\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_v & \mathbf{0} & -\mathbf{D}_v \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \qquad \mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_v \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}
\end{gathered} \tag{2.17}$$

zaś wektory i macierze składowe opisane są równaniami (2.13).

Włączenie do równania stanu $(2.16)_1$ sygnału wejściowego w postaci wektora $\mathbf{u}_n$ podyktowane było koniecznością określenia natury ruchu samolotu (sygnału wejściowego $\mathbf{u}_A$), ponieważ wpływa to na charakterysytykę regulatora (opracowywanego filtra). Wybierając wektor $\mathbf{u}_A$ (2.3) jako sygnał deterministyczny w postaci zdefiniowanego profil lotu (manewr wprowadzenia w zakręt i wyprowadzenia do lotu poziomego) doprowadzimy, że wynikowy regulator (zestaw filtrów) byłby optymalny jedynie dla tego konkretnego sygnału. W przypadku wyboru reprezentacji $\mathbf{u}_A$ w postaci sygnału losowego, np. białego szumu, istnieje możliwość uwzględnienia możliwie szerokiego zakresu częstotliwościowo-amplitudowego scenariusza sygnałów wejściowych. Z tego powodu przyjęto, że wektor $\mathbf{u}_A$ zastosowany w projektowaniu optymalnego regulatora (zestawu fltrów) jest filtrowanym sygnałem białego szumu opisanym za pomocą następującego równania w przestrzeni stanu [25]

$$\dot{\mathbf{x}}_n = \mathbf{A}_n\mathbf{x}_n + \mathbf{B}_n\mathbf{u}_n \qquad \mathbf{u}_A = \mathbf{x}_n \tag{2.18}$$

gdzie $\mathbf{u}_n$ jest białym szumem, a macierze $\mathbf{A}_n$ i $\mathbf{B}_n$ są postaci

$$\mathbf{A}_n = \begin{bmatrix} -\gamma_1 & 0 \\ 0 & -\gamma_2 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{B}_n = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix}$$

gdzie γ_1 i γ_2 są częstotliwościami granicznymi filtru pierwszego rzędu [25], [26].

Obok wektora $\mathbf{x}_n$ opisującego filtrowany sygnał białego szumu $(2.18)_1$, w równaniu wektora stanu $\mathbf{x}$ $(2.17)_1$ występuje wektor $\mathbf{x}_d$, który reprezentuje stan platformy symulatora. Dynamikę zmian tego wektora można przedstawić za pomocą równania stanu platformy

$$\dot{\mathbf{x}}_d = \mathbf{A}_d\mathbf{x}_d + \mathbf{B}_d\mathbf{u}_S \tag{2.19}$$

gdzie $\mathbf{u}_S$ jest wektorem sygnałów sterujących położeniem platformy symulatora (2.4), natomiast $\mathbf{A}_d$ oraz $\mathbf{B}_d$ są macierzami, których elementy dobierane są w taki sposób, aby wektor $\mathbf{x}_d$ reprezentował pożądane w funkcji kosztów parametry kinematyki platformy symulatora.

Dla modelu (2.16) funkcja kosztów, która minimalizuje wektor błędu percepcji $\mathbf{e} = \widehat{\mathbf{y}}_S - \widehat{\mathbf{y}}_A$ $(2.15)_2$ oraz wektor $\mathbf{x}_d$ stanu platformy symulatora (2.19), ma postać funkcjonału kwadratowego ze skończonym horyzontem czasowym

$$J = \min\left\{\int_{t_0}^{t_1} [\mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{Q}\mathbf{e} + \mathbf{u}_S^{\mathrm{T}}\mathbf{R}\mathbf{u}_S + \mathbf{x}_d^{\mathrm{T}}\mathbf{R}_d\mathbf{x}_d]\, dt\right\} \tag{2.20}$$

gdzie: $\min\{\cdot\}$ – funkcja zwracająca rozwiązanie o najmniejszej wartości, $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}_d$ oraz $\mathbf{R}$ są symetrycznymi, dodatnio określonymi macierzami, których elementy są wagami opisującymi to, jaki duży ciężar kary związany jest z poszczególnymi składowymi stanu i sterowania. Od wartości elementów tych macierzy zależą właściwości układu regulacji, $\mathbf{e}$ – wektor błędów percepcji prędkości kątowej oraz przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego $(2.15)_2$, $\mathbf{u}_S$ – wektor sygnałów sterujących położeniem i orientacją platformy symulatora (2.4), $\mathbf{x}_d$ – wektor stanu platformy symulatora (2.19).

Minimalizacja kwadratowego wskaźnika jakości (2.20) (blok „Funkcja kosztów", rys. 4) obejmuje trzy zmienne. Są to wektor błędu percepcji $\mathbf{e}$, wektor stanu platformy symulatora $\mathbf{x}_d$ oraz wektora sygnałów sterujących platformą $\mathbf{u}_S$. Wyrażenie $\mathbf{e}^\mathrm{T}\mathbf{Q}\mathbf{e}$ wymusza regulator do próby osiągnięcia tego samego odczucia w symulatorze, co odczucie występujące w samolocie, podczas gdy wyrażenie $\mathbf{x}_d^\mathrm{T}\mathbf{R}_d\mathbf{x}_d$ ogranicza ruch symulatora dla podanych w wektorze $\mathbf{x}_d$ parametrów. Za pomocą wyrażenia $\mathbf{u}_S^\mathrm{T}\mathbf{R}\mathbf{u}_S$ dąży się, aby ograniczyć sygnał sterujący do wartości gwarantujących utrzymanie platformy w granicach jej przestrzeni roboczej.

Odpowiedni dobór macierzy wag $\mathbf{Q}$, $\mathbf{R}_d$ oraz $\mathbf{R}$, występujących w równaniu funkcji kosztu (2.20), ma kluczowe znaczenie dla działania układu wykorzystującego regulator. Za ich pomocą możliwa jest kontrola wartości wybranych składowych wektora stanu tak, aby ich wartości nie przekraczały przyjętych granic. Należy podkreślić, że w tym przypadku ważny jest stosunek poszczególnych wartości elementów tych macierzy, a nie ich wartość bezwzględna. Jeśli któryś ze współczynników macierzy przyjmiemy równy zero, oznacza to, że w procesie minimalizacji nie występuje kara za wartość odpowiadającego mu elementu wektora stanu lub sterowania.

2.3. Implementacja regulatora liniowo-kwadratowego (LQR)

Problem minimalizacji funkcji kosztów (2.20) przy ograniczeniu systemowym (2.16) jest standardowym problemem optymalizacji ze sprzężeniem zwrotnym od stanu. Do rozwiązaniem tego problemu, pod warunkiem zachowania warunków sterowalności i obserwowalności sterowanego układu, można zastosować regulator liniowo-kwadratowy (LQR), dla którego wektor sygnałów sterujących wyznaczany jest z zależności [32]

$$\mathbf{u}_S = -[\mathbf{R}_2^{-1}(\mathbf{B}^\mathrm{T}\mathbf{P} + \mathbf{R}_{12}^\mathrm{T})]\mathbf{x} = -\mathbf{K}\mathbf{x} \tag{2.21}$$

w której

$$\mathbf{R}_2 = \mathbf{R} + \mathbf{D}^\mathrm{T}\mathbf{G}\mathbf{D} \qquad \mathbf{R}_{12} = \mathbf{C}^\mathrm{T}\mathbf{G}\mathbf{D} \qquad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_d \end{bmatrix}$$

oraz $\mathbf{P}$ jest macierzą, która spełnia rozwiązanie algebraicznego równania Riccatiego dla czasu ciągłego

$$\mathbf{R}_1' - \mathbf{P}\mathbf{B}\mathbf{R}_2^{-1}\mathbf{B}^\mathrm{T}\mathbf{P} + \mathbf{A}^\mathrm{T}\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A}' = \mathbf{0} \tag{2.22}$$

gdzie

$$\mathbf{R}_1' = \mathbf{R}_1 - \mathbf{R}_{12}\mathbf{R}_2^{-1}\mathbf{R}_{12}^\mathrm{T} \qquad \mathbf{R}_1 = \mathbf{C}^\mathrm{T}\mathbf{G}\mathbf{C} \qquad \mathbf{A}' = \mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{R}_2^{-1}\mathbf{R}_{12}^\mathrm{T}$$

Uwzględniając elementy wektora stanu $\mathbf{x}$ $(2.17)_1$ równanie (2.21), można zapisać następująco

$$\mathbf{u}_S = -[K_1, K_2, K_3][\mathbf{x}_e^\mathrm{T}, \mathbf{x}_d^\mathrm{T}, \mathbf{x}_n^\mathrm{T}]^\mathrm{T} \tag{2.23}$$

Ponieważ $\mathbf{x}_n = \mathbf{u}_A$, $(2.18)_2$, oraz eliminując w równaniu stanu $(2.16)_1$ komponent związany z $\mathbf{u}_n$, otrzymujemy

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_e^\mathrm{T} \\ \dot{\mathbf{x}}_d^\mathrm{T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_v & \mathbf{0} & -\mathbf{B}_v \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_d & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_e^\mathrm{T} \\ \mathbf{x}_d^\mathrm{T} \\ \mathbf{u}_A^\mathrm{T} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B}_v \\ \mathbf{B}_d \end{bmatrix} \mathbf{u}_S \tag{2.24}$$

i podstawiając wektor $\mathbf{u}_s$ opisany równaniem (2.23), po przekształceniach równanie (2.24) przyjmie postać

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_e^{\mathrm{T}} \\ \dot{\mathbf{x}}_d^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_v - \mathbf{B}_v K_1 & -\mathbf{B}_v K_2 \\ -\mathbf{B}_d K_1 & \mathbf{A}_d - \mathbf{B}_d K_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_e^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{x}_d^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{B}_v(\mathbf{I} + K_3) \\ -\mathbf{B}_d K_3 \end{bmatrix} \mathbf{u}_A \tag{2.25}$$

Korzystając z przekształcenia Laplace'a, zależność (2.25) można sprowadzić do postaci, która jest poszukiwaną w równaniu (2.4) macierzą liniowych górno- i dolnoprzepustowych filtrów

$$\mathbf{W}(s) = [K_1, K_2] \begin{bmatrix} s\mathbf{I} - \mathbf{A}_v - \mathbf{B}_v K_1 & \mathbf{B}_v K_2 \\ \mathbf{B}_d K_1 & s\mathbf{I} - \mathbf{A}_d + \mathbf{B}_d K_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{B}_v(\mathbf{I} + K_3) \\ \mathbf{B}_d K_3 \end{bmatrix} - K_3 \tag{2.26}$$

gdzie K_1, K_2, K_3 są elementami macierzy wzmocnień regulatora (2.21).

W przedstawionym podejściu (rys. 4) istnieją dwa rodzaje estymacji kosztów. Pierwszy rodzaj estymacji dotyczy kwadratowej funkcji kosztów (2.20), dla której rozwiązanie algebraicznego równania Riccatiego (2.22) wyznacza lokalne optimum. To lokalne optimum obliczane jest dla punktu startowego określonego przez wartości elementów macierzy $\mathbf{R}$, $\mathbf{R}_d$ oraz $\mathbf{Q}$ (2.20). W związku z tym proces poszukiwania globalnego optimum sprowadza się do testowania wielu konfiguracji wartości elementów tych macierzy. W celu odnalezienia tych optymalnych wartości macierzy $\mathbf{R}$, $\mathbf{R}_d$ oraz $\mathbf{Q}$ zastosowano drugi rodzaj estymacji kosztów. Macierze dobierane są w taki sposób, aby zmieniać punkt startowy, z którego rozwiązanie algebraicznego równania Riccatiego rozpoczyna swoje poszukiwania lokalnego optimum. Do generowania tych punktów startowych i poszukiwania w przestrzeni możliwych rozwiązań zastosowano podejście probabilistyczne, w którym punkty startowe wybierane są przez algorytm genetyczny.

2.4. Zastosowanie algorytmu genetycznego

Algorytm genetyczny (ang. *Genetic Algorithm*, GA) zaliczany jest do klasy algorytmów heurystycznych i jest jedną z ewolucyjnych metod optymalizacji (naśladując naturalną ewolucję). W prezentowanej pracy jego zadanie sprowadza się do wykonywania probabilistycznych skoków w całej przestrzeni poszukiwań, z której startuje algorytm rozwiązania równania Riccatiego. Dzięki zastosowaniu GA możliwe jest szybsze przeszukiwanie przestrzeni możliwych rozwiązań w celu uniknięciem pułapek minimum lokalnego i znalezienia rozwiązania najlepszego lub potencjalnie najlepszego.

Procedura poszukiwania optymalnego bodźcowania ruchowego w postaci zestawu filtrów $\mathbf{W}(s)$ z zastosowaniem GA przebiega według schematu przedstawionego na rys. 6. Schemat ten jest rozwinięciem metody doboru parametrów optymalnego algorytmu bodźcowania ruchowego przedstawionego na rys. 4.

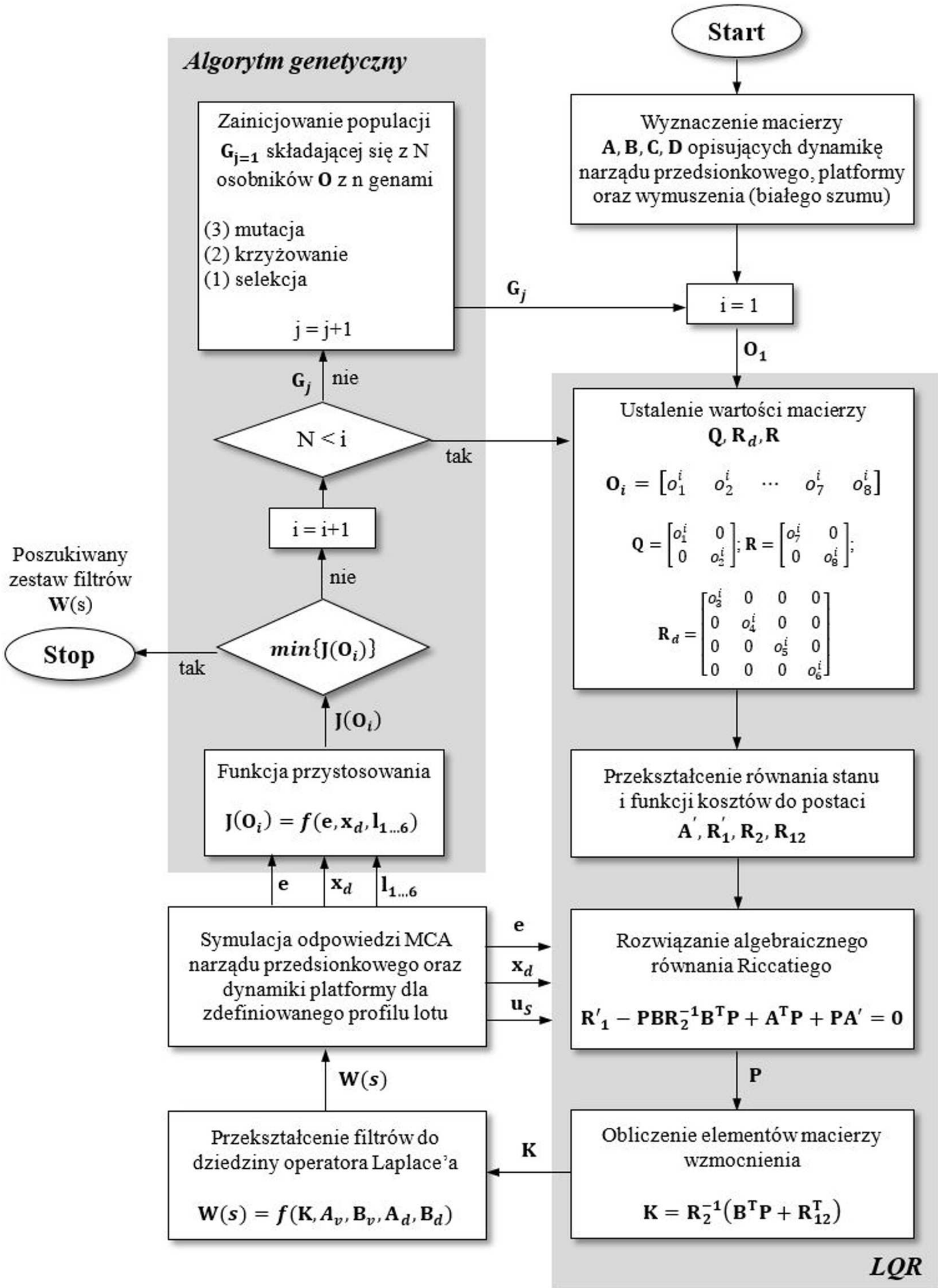
Procedura poszukiwania zestawu filtrów $\mathbf{W}(s)$ przebiega następująco:

1. Tworzona jest populacja początkowa $\mathbf{G}_{j=1}$, składająca się z N osobników. Każdy osobnik $\mathbf{O}_i$ jest reprezentacją potencjalnego rozwiązania podlegającego ocenie poprzez GA. Ma on następujące składowe (tzw. geny)

   $$\mathbf{O}_i = [q_1^i, q_2^i, r_1^i, r_2^i, r_{d1}^i, r_{d2}^i, r_{d3}^i, r_{d4}^i]$$

   które reprezentują elementy poniższych macierzy wag funkcji kosztów (2.20) w następujący sposób

$$\mathbf{Q}^i = \begin{bmatrix} q_1^i & 0 \\ 0 & q_2^i \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R}^i = \begin{bmatrix} r_1^i & 0 \\ 0 & r_2^i \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R}_d^i = \begin{bmatrix} r_{d1}^i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & r_{d2}^i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & r_{d3}^i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & r_{d4}^i \end{bmatrix} \tag{2.27}$$



Rys. 6. Schemat określania parametrów filtrów OWF z zastosowaniem LQR i algorytmu genetycznego

2. W każdej j-tej populacji (kolejnym pokoleniu) powtarzane są działania:
   – poszukiwanie rozwiązania równania Riccatiego $\mathbf{P}$ dla każdego i-tego osobnika $\mathbf{O}_i$ (2.22), którego składowe reprezentują wartości elementów macierzy $\mathbf{R}$, $\mathbf{R}_d$ oraz $\mathbf{Q}$ (2.27), a także sygnału wejściowego w postaci przefiltrowanego białego szumu $(2.18)_2$;
   – obliczenie macierzy wzmocnień $\mathbf{K}$ (2.21) i wyznaczenie zestawu filtrów $\mathbf{W}(s)$ (2.26);
   – wygenerowanie przez OWF bodźców ruchowych dla zdefiniowanego profilu lotu z zastosowaniem wyznaczonych równań filtrów $\mathbf{W}(s)$;

- ocena przystosowania i-tego osobnika $\mathbf{O}_i$ w populacji na podstawie obliczonej wartości funkcji przystosowania $f(\mathbf{e}, \mathbf{x}_d)$, w której $\mathbf{e}$ jest wektorem błędów odczuć $(2.15)_2$, natomiast $\mathbf{x}_d$ wektorem stanu platformy symulatora (2.19). Funkcja ta zwraca wartość liczbową, która reprezentuje jakość danego rozwiązania (większa wartość to słabsze przystosowanie);
- sprawdzenie, czy podczas generowania bodźców ruchowych długości siłowników platformy nie wykraczają poza swoje fizyczne granice $l_i \in (l_{min}, l_{max})$. Niespełnienie tego warunku wiąże się z przypisaniem osobnikowi $\mathbf{O}_i$ słabego przystosowania;
- na podstawie obliczonych wartości funkcji przystosowania dla całej populacji poszukiwane są rozwiązania, które minimalizują przyjęty wskaźnik jakości

$$\mathbf{J}(\mathbf{O}_i) = \min\{f(\mathbf{e}, \mathbf{x}_d)\} \tag{2.28}$$

- jeżeli znaleziono dostatecznie dobre rozwiązanie (2.28), to wybierany jest najlepszy osobnik z populacji (najsilniej przystosowany), dla którego zestaw filtrów $\mathbf{W}(s)$ jest poszukiwanym rozwiązaniem problemu optymalizacyjnego. W przeciwnym wypadku algorytm przechodzi do procedury selekcji osobników z danej populacji, w której najlepiej przystosowane osobniki (według funkcji oceniającej przystosowanie) biorą udział w procesie tworzenie kolejnej populacji, natomiast te najsłabiej przystosowane są usuwane. Jest to charakterystyczna cecha GA, w której następuje wzrost udziału osobników lepiej przystosowanych w populacji i wzmacnianie ich wpływu na postać kolejnych populacji poprzez tworzenie większej liczby ich potomków;
- poddanie elementów składowych osobników $\mathbf{O}_i$ operacjom ewolucyjnym:
  - ∗ krzyżowania, które polega na łączeniu fenotypów rodziców,
  - ∗ mutacji, polegającej na wprowadzaniu niewielkich losowych zmian w wybranym fenotypie osobnika,
- tworzone jest kolejna populacja (pokolenie) najlepiej przystosowanych osobników, wśród których może znajdować się najlepsze rozwiązanie.

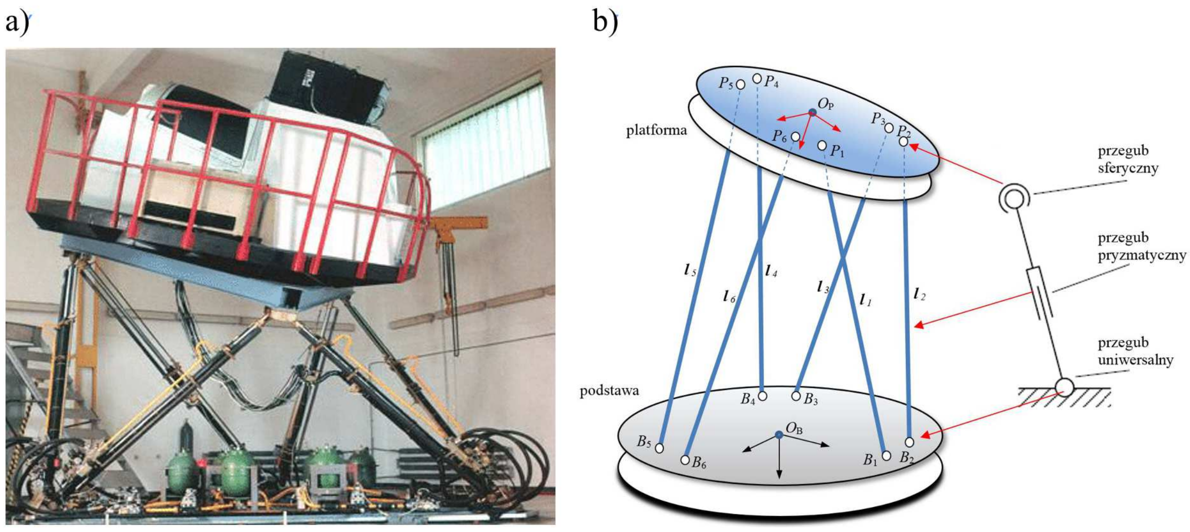
3. Symulacja złudzenia przechylenia z zastosowaniem opracowanego OWF

W pierwszym etapie badań opracowany OWF wykorzystano do przeprowadzenia symulacji otworzenia złudzenia przechylenia w symulatorze lotu wyposażonym w platformę Stewarta-Gougha. Celem tych badań była ocena, czy od momentu wyprowadzenia z zakrętu do lotu poziomego możliwe jest pojawienie się odczucia silnego przechylenia w kierunku przeciwnym do wcześniej wykonywanego zakrętu.

W drugim etapie badań wynik z pierwszego etapu porównano z wynikiem działania CWF aktualnie wykorzystywanego do sterowania platformą symulatora rozważanego w prezentowanej pracy. Celem tych badań była ocena optymalnego bodźcowania ruchowego pod względem poprawy skuteczności generowania złudzenia przechylenia w stosunku do bodźcowania uzyskanego z zastosowania CWF.

3.1. Obiekt badań

Obiektem badań była platforma Stewarta-Gougha wykorzystywana do generowania bodźców ruchowych w symulatorze samolotu I-22 Iryda (ETC-pZL Aerospace Industries, polska) (rys. 7a). Jest to manipulator typu równoległego, składający się z podstawy i platformy oraz sześciu siłowników pryzmatycznych (liniowych) (rys. 7b). Platforma ta umożliwia odtworzenie ruchu o sześciu stopniach swobody (trzy ruchy translacyjne oraz trzy obrotowe).



Rys. 7. Symulator samolotu I-22 Iryda [33] (a), Model platformy Stewarta-Gougha (b)

Siłowniki przytwierdzone są przegubowo (przeważnie przeguby sferyczne i uniwersalne) do podstawy i platformy symulatora, odpowiednio w punktach B_i oraz P_i (rys. 7b), gdzie i jest i-tym siłownikiem. Punkty mocowań siłowników w podstawie i platformie są niezmienne względem układów współrzędnych związanych z tymi elementami symulatora. Położenia tych punktów są określane przez producenta platformy, a ich wartości dla platformy Stewarta zastosowanej w symulatorze samolotu I-22 Iryda (rys. 7a) przedstawiono w tabeli 2.

Tabela 2. Współrzędne punktów mocowań siłowników w podstawie i platformie

Siłownik i-ty	Punkty mocowań			
	Podstawa B_i		Platforma P_i	
	x_B [m]	y_B [m]	x_P [m]	y_P [m]
1	2,307	$-0,085$	1,050	$-1,678$
2	$-1,080$	$-2,040$	0,928	$-1,748$
3	$-1,227$	$-1,955$	$-1,978$	$-0,070$
4	$-1,227$	1,955	$-1,978$	0,070
5	$-1,080$	2,040	0,928	1,748
6	2,307	0,085	1,050	1,678

Przestrzeń ruchu platformy ograniczona jest minimalną i maksymalną długością siłownika, która wynosi odpowiednio 2,59 m oraz 3,99 m. Ograniczenie to wymaga obliczania długości siłowników w każdym kroku czasowym symulacji. Do obliczenia tych długości wykorzystano zależność (A.4) opisująca kinematykę odwrotną platformy Stewarta-Gougha (dodatek A).

W symulatorze samolotu I-22 Iryda zastosowano CWF (rys. 2), którego działanie zostało zweryfikowane przez pilotów (niezależnie dla każdego z czterech trybów ruchu platformy Stewarta-Gougha: ruch podłużny i pochylanie, ruch poprzeczny i przechylanie, ruch pionowy oraz odchylanie).

3.2. Dane do obliczeń

W celu zademonstrowania działania opracowanego OWF wygenerowano sygnały testowe reprezentujące bodźce ruchowe wywołujące złudzenie przechylenia. Wywołanie tego zjawiska polegało na wprowadzeniu samolotu w zakręt skoordynowany w lewo z przechyleniem $\phi_A = 20°$ i stałą prędkością $V_A = 241$ km/h, a po upływie 30 s wyprowadzeniu do lotu poziomego. Wejście w zakręt następowało z prędkością kątową 2°/s, natomiast wyprowadzenie do lotu poziomego z prędkością kątową 10°/s. Czas trwania tego profilu lotu wynosił 60 sekund.

Z uwagi na charakter zastosowanego w badaniu profilu lotu (wprowadzenie w zakręt skoordynowany oraz wyprowadzeniu do lotu poziomego), w którym występuje głównie prędkość kątowa przechylania, optymalizację MCA (OWF) wykonano dla trybu ruchu poprzecznego i przechylania. Wartości parametrów CWF dla tego trybu ruchu w symulatorze samolotu I-22 Iryda (obiekt badań) przedstawiono w tabeli 3 [15].

Tabela 3. Parametry CWF zastosowanego w symulatorze samolotu I-22 Iryda

Filtr*	Częstotliwość odcięcia ω_n [rad/s]	Współczynnik tłumienia ζ	Filtr opisany równaniem
Górnoprzepustowy ruchów postępowych	0,5	0,7	(1.1)
Górnoprzepustowy ruchów obrotowych	0,017	0,233	(1.3)
Dolnoprzepustowy ruchów postępowych	0,15	0,7	(1.2)
Postępowych ruchów powrotny (*washout*)	0,36	0,7	(1.3)
Obrotowych ruchów powrotnych (*washout*)	0,008	0,1	(1.3)

* dla trybu ruchu poprzecznego i przechylania

Dla trybu ruchu poprzecznego i przechylania wektor sygnałów wejściowych OWF (2.3) ma składowe $\mathbf{u}_A = [p_A, a_A^y]^{\mathrm{T}}$. Składowe te zostały przeskalowanie i ograniczone w OWF (rys. 5) do wartości podanych w tabeli 4.

Tabela 4. Parametry skalowania i ograniczeń wartości wektora wejściowego OWF

Parametr		Współczynnik skalowania	Wartość graniczna górna	Wartość graniczna dolna
Składowa boczna przyspieszenia liniowego a_A^y [m/s²]	w kanale ruchów postępowych	0,5	5,0	−5,0
	w kanale ruchów nachylania	1,0	5,0	−5,0
Prędkość przechylania p_A [°/s]		0,1	20	−20

Do obliczeń składowych przyspieszenia liniowego (2.8) oddziałującego na głowę pilota w samolocie i symulatorze przyjęto następujące wartości wektorów $\mathbf{r}_{GA} = [0, 0, -1{,}3]$ oraz $\mathbf{r}_{DS} = [0, 0, -1{,}0]$.

Uwzględniając przyjęty tryb ruchu platformy (poprzecznego i przechylania), zastosowano linearyzację macierzy (2.5) wokół $\theta_S = 0°$ oraz dla kąta przechylenia $\phi_S < 20°$ (wówczas $\sin\phi_S \approx \phi_S$, $\cos\phi_S \approx 1$). Macierz ta przyjmie zatem następującą postać

$$\mathbf{R}_S = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \phi_S \\ 0 & -\phi_S & 1 \end{bmatrix}$$

dla której równanie $\boldsymbol{\omega}_S = \mathbf{R}_S\dot{\boldsymbol{\beta}}_S$ można zapisać następująco

$$\boldsymbol{\omega}_S = \begin{bmatrix} \dot{\phi}_S \\ \dot{\theta}_S + \phi_S\dot{\psi}_S \\ -\phi_S\dot{\theta}_S + \dot{\psi}_S \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \dot{\phi}_S \\ \dot{\theta}_S \\ \dot{\psi}_S \end{bmatrix} = \dot{\boldsymbol{\beta}}_S$$

gdzie $\dot{\boldsymbol{\beta}}_S = [\dot{\phi}_S, \dot{\theta}_S, \dot{\psi}_S]$ jest wektorem prędkości uogólnionych (pochodnych położenia kątowego osi układu związanego z platformą względem układu $O_Bx_By_Bz_B$ związanego z podstawą symulatora).

Dla modelu dynamiki kanału półkolistego (2.9) oraz narządów otolitowych (2.10) do badań symulacyjnych przyjęto wartości parametrów zestawionych w tabeli 5 (jedynie dla rozważanego trybu ruchu poprzecznego i przechylania platformy).

Tabela 5. Parametry modelu kanału półkolistego oraz narządu otolitowego

Względem osi	Wartość parametru [s]								
	kanał półkolisty [34]-[36]				narząd otolitowy [36], [37]				
	τ_1	τ_2	τ_A	TH_{KPK} [°/s]	τ_{1OTO}	τ_{2OTO}	τ_{LOTO}	K_{OTO}	TH_{OTO} [m/s^2]
G_{x_G}	6,1	0,1	80	3,0	–	–	–	–	–
G_{y_G}	–	–	–	–	0,5	0,016	1	3,4	0,17

Linearyzację modeli receptorów narządu przedsionkowego (kanału półkolistego i narządu otolitowego) osiągnięto poprzez pominięcie w ich modelu progów percepcji TH_{KPK} oraz TH_{OTO} (tabela 5).

W trybie ruchu poprzecznego i przechylania również macierze równania stanu receptorów narządu przedsionkowego (2.13) przyjmują uproszczoną postać [16]

$$
\mathbf{A}_v = \begin{bmatrix} -T_2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -T_1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -T_0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\tau^y_{1OTO} & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -\tau^y_{2OTO} & 0 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{B}_v = \begin{bmatrix} T_3 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -gK^y_{OTO}\tau^y_{LOTO}\tau^y_{2OTO} & K^y_{OTO}\tau^y_{LOTO}\tau^y_{2OTO} \\ -gK^y_{OTO}\tau^y_{2OTO} & K^y_{OTO}\tau^y_{2OTO} \end{bmatrix}
$$

$$
\mathbf{C}_v = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{D}_v = \begin{bmatrix} T_3 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}
$$

gdzie

$$
T_0 = \frac{1}{\tau_1\tau_2\tau_A} \qquad T_1 = \frac{\tau_1\tau_2 + \tau_2\tau_A + \tau_1\tau_A}{\tau_1\tau_2\tau_A} \qquad T_2 = \frac{\tau_1 + \tau_2 + \tau_A}{\tau_1\tau_2\tau_A} \qquad T_3 = \frac{1}{\tau_2}
$$

W macierzach $\mathbf{A}_n$ i $\mathbf{B}_n$ (2.18)$_1$ przyjęto następujące niezerowe wartości $\gamma_1 = 0{,}01$ oraz $\gamma_2 = 2\pi$. Kinematykę platformy symulatora opisano 4-elementowym wektorem stanu o składowych

$$
\mathbf{x}_d = \Big[\phi_s, \iiint a^y_S \, dt^3, \iint a^y_S \, dt^2, \int a^y_S \, dt\Big]
$$

dla którego macierze $\mathbf{A}_d$ oraz $\mathbf{B}_d$ w równaniu stanu (2.19) mają wymiar 4×4 oraz 4×2 oraz następujące niezerowe elementy $\mathbf{A}_d(2,3) = \mathbf{A}_d(3,4) = 1$, $\mathbf{B}_d(1,1) = \mathbf{B}_d(4,2) = 1$.

Uwzględniając przyjętą postać wektora sygnałów ruchu samolotu $\mathbf{u}_A$ oraz wektora stanu ruchu platformy $\mathbf{x}_d$, osobnik $\mathbf{O}_i$ w algorytmie genetycznym (rys. 6) przyjmuje następujące składowe

$$
\mathbf{O}_i = \Big[e^i_{\hat{p}}, e^i_{f_{\hat{y}}}, \phi^i_S, \iiint \phi^{yi}_S \, dt^3, \iint a^{yi}_S \, dt^2, \int a^{yi}_S \, dt, p^i_S, a^{yi}_S\Big]
$$

W obliczeniach przyjęto następujące parametry pracy algorytmu genetycznego (rys. 6): liczba osobników w populacji wynosi 400, selekcja proporcjonalna metodą koła ruletki oraz współczynniki krzyżowania i mutacji równe odpowiednio 0,8 i 0,9.

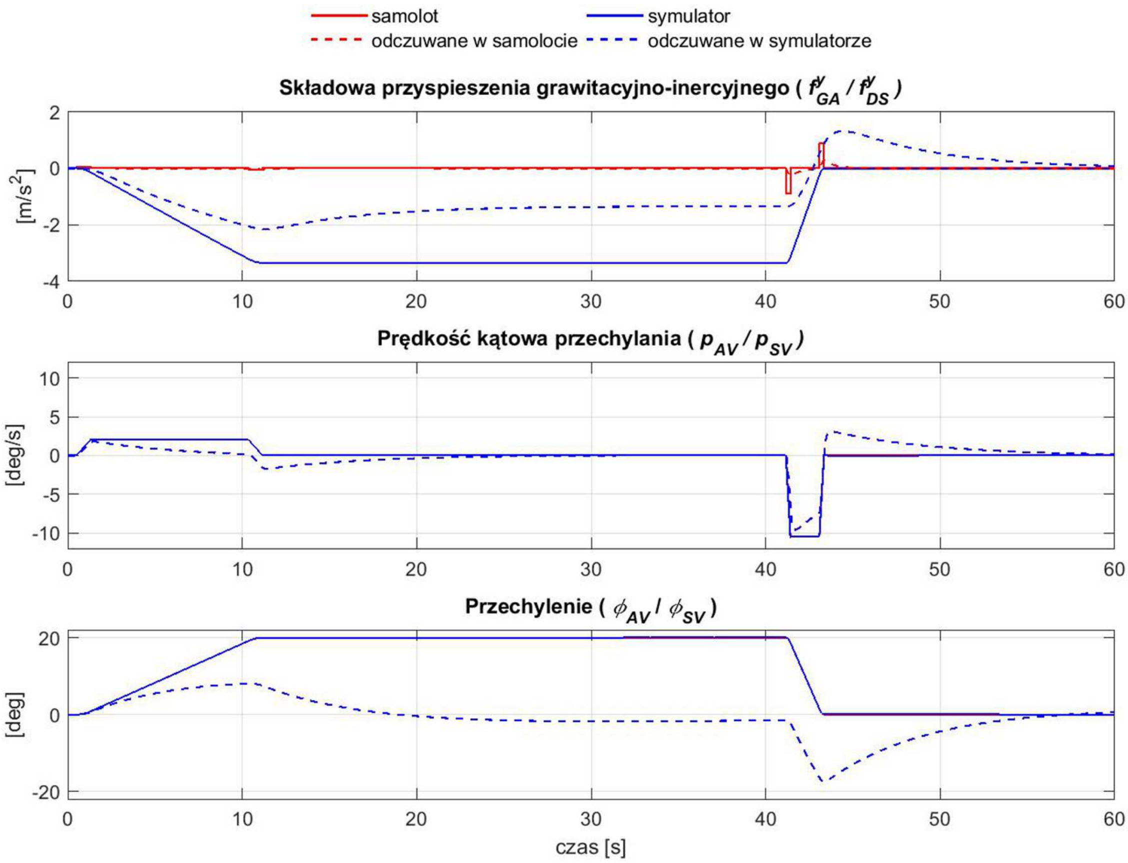
Model symulacyjny OWF z LQR oraz algorytmem genetycznym utworzono w środowisku MATLAB wersja R2018a z pakietem Simulink 9.1(MathWorks, US).

3.3. Wyniki symulacji działania optymalnego MCA

W pierwszym etapie badań sprawdzono, dla jakiej postaci funkcji przystosowania (2.28) algorytmu genetycznego istnieje optymalne sterowanie ruchem platformy podczas odtwarzania złudzenia przechylenia. Badania w tym etapie rozpoczęto od testowania funkcji przystosowania, w której uwzględniono jedynie błąd percepcji prędkości kątowej przechylania $e^i_{\widehat{p}} = \widehat{p}^i_{SV} - \widehat{p}^i_{AV}$. Funkcja ta miała postać

$$\mathbf{J}(\mathbf{O}_i) = \sum(\widehat{p}^i_{SV} - \widehat{p}^i_{AV})^2$$

Wyniki badania przedstawiono na rysunku rys. 8. Przebieg zmian bodźców ruchowych w zdefiniowanym profilu lotu oznaczono linią czerwoną ciągłą, natomiast bodźców generowanych przez układ ruchu symulatora linią niebieską ciągłą. Odpowiadające im przebiegi odczuć w samolocie i symulatorze reprezentują linie przerywane.



Rys. 8. Bodźce ruchowe w samolocie oraz symulatorze podczas lotu ze złudzeniem przechylenia optymalizowane w OWF dla błędu odczucia prędkości kątowej przechylania

Widać że w pierwszych 10 sekundach symulacji ruch samolotu polegał na przechylaniu ze stałą prędkością $p_{AV} = 2°/\mathrm{s}$. Po osiągnięciu zadanego kąta przechylenia $\phi_{AV} = 20°$ następowała faza lotu w zakręcie skoordynowanym, trwająca 30 s. Odpowiada to zapisowi pomiędzy 11 a 41 sekundą symulacji. W kolejnej fazie następowało wyprowadzanie do lotu poziomego z prędkością kątową przechylania $p_{AV} = 10°/\mathrm{s}$. Od tego momentu samolot utrzymywał lot poziomy, który trwał do końca zdefiniowanego profilu lotu. W czasie całego 60-sekundowego profilu lotu składowa boczna przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego f^y_{GA} była równa zero.

Z sygnałów wygenerowanych przez OWF (linia niebieska ciągła) widać, że pokrywają się one z sygnałami prędkości kątowej przechylania p_{SV} oraz kąta przechylenia ϕ_{SV} samolotu (linia czerwona ciągła). Wyjątkiem jest składowa boczna przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego f^y_{DS}.

W tym przypadku występuje wyraźna różnica pomiędzy przyspieszeniem oddziałującym na pilota w samolocie f_{GA}^{y} a przyspieszeniem f_{DS}^{y} wygenerowanym przez OWF. Różnica ta wynosi w przybliżeniu 3,8 m/s^2.

W otrzymanych z symulacji wynikach reprezentujących odczucia pilota (rys. 8, linia czerwona przerywana dla samolotu, niebieska przerywana dla symulatora) widać brak różnic pomiędzy odczuciami w samolocie a odczuciami w symulatorze. Dotyczy to reakcji na bodźce w postaci prędkości kątowej przechylania oraz kąta przechylenia. W przypadku odczucia przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego w samolocie i symulatorze widać, że wartości te różnią się znacząco. O ile składowa boczna przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego f_{GA}^{y} oddziałująca na pilota w samolocie nie wywołuje odczucia ruchu (linia czerwona przerywana), tak generowane w symulatorze przyspieszenie f_{DS}^{y} ($\sim$3,8 m/s^2) tworzy odczucie, które w początkowej fazie zakrętu przekracza 2 m/s^2 (linia niebieska przerywana). Wystąpienie tak dużej różnicy odczuć można wyjaśnić konstrukcją platformy Stewarta-Gougha, która do wytworzenia odczucia przechylenia wprowadza przechylenie platformy (linia niebieska ciągła na wykresie przechylenia ϕ_{SV}). W efekcie pojawia się składowa boczna przyspieszenia grawitacyjnego g_S^y, która względem niewielkiego i krótkotrwałego przyspieszenia liniowego generowanego przez ruch postępowy platformy, jest przyspieszeniem dominującym.

O ile w momencie wyprowadzenia z zakrętu do lotu poziomego (41. sekunda) pojawia się odczucia przechylenia w kierunku przeciwnym do wcześniej wykonywanego zakrętu (linia niebieska przerywana) i jest to odczucie zgodne do występującego w samolocie (linia czerwona przerywana), to generowane podczas zakrętu przyspieszenie $f_{DS}^{y} = g_S^y$ sprawia, że odtwarzane w ten sposób złudzenie przechylenia nie wywoła u pilota oczekiwanych odczuć. Wynik tego etapu badań oznacza, że zaproponowany OWF, z funkcją przystosowania w postaci błędu percepcji prędkości kątowej przechylania $e_{\widehat{p}}^{i}$, nie jest w stanie generować bodźców ruchowych skutecznie wywołujących złudzenie przechylenia.

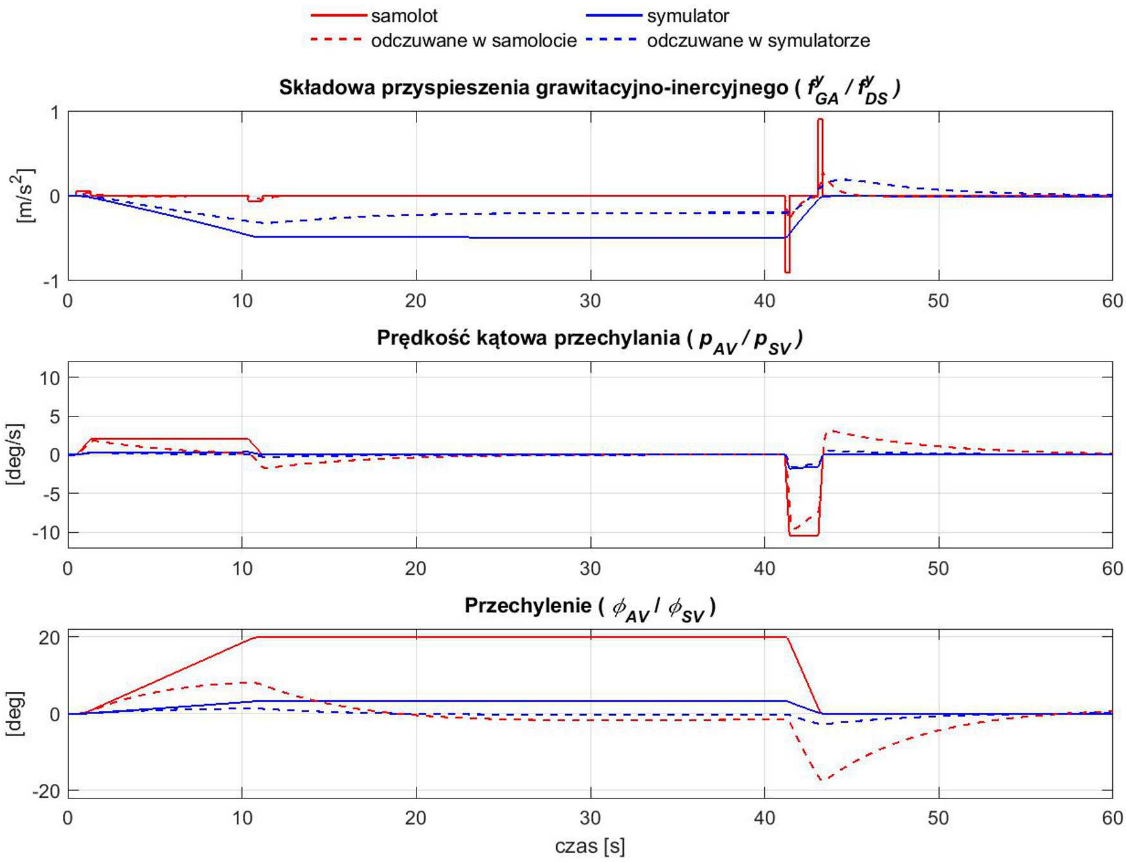
Kolejne testy mały na celu poprawę niedoskonałości wcześniejszej funkcji przystosowania, która polegała na braku kontroli wpływu przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego. Nowa funkcja (2.28) uwzględnia zatem błąd percepcji tego przyspieszenia $e_{\widehat{f}_y}^{i} = \widehat{f}_{DS}^{yi} - \widehat{f}_{DA}^{yi}$ i przyjmuje postać

$$\mathbf{J}(\mathbf{O}_i) = \sum k_1(\widehat{p}_{SV}^{i} - \widehat{p}_{AV}^{i})^2 + \sum k_2(\widehat{f}_{DS}^{yi} - \widehat{f}_{DA}^{yi})^2$$

Współczynniki k_1 oraz k_2 w powyższym równaniu określają udział każdego z błędów percepcji w zawracanej przez funkcję wartości przystosowania i-tego osobnika $\mathbf{O}_i$. Dążąc do utrzymania wysokiej zgodności odczuć prędkości kątowej przechylania, przyjęto wartość k_1 o dwa rzędy większą od wartości k_2. Dodatkowo, w celu ograniczenia wartości składowej bocznej odczuwanego przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego, w obliczeniach przyjęto ograniczenie wartości kąta przechylenia platformy $\phi_s \leqslant 3{,}5^\circ$ podczas fazy zakrętu. Spełniając ten warunek, przyspieszenie f_{DS}^{y} nie będzie przekraczało 0,6 m/s^2 i nie powinno być odczuwana przez pilota [9], [10]. Założenie to przyjęto, pomimo że wartość kąta $\phi_s = 3{,}5^\circ$ jest powyżej średniego progu percepcji przechylenia, który u człowieka wynosi około 2° [38].

Otrzymane wyniki symulacji pokazały (rys. 9), że w fazie zakrętu skoordynowanego odczuwane przechylenie jest niewielkie (linia niebieska przerywana), podobnie jak składowa boczna przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego f_{DS}^{y}, której wartości nie przekraczają 0,5 m/s^2.

W chwili wyprowadzenia do lotu poziomego (41 sekunda symulacji) pojawia się odczucie przechylenia w kierunku przeciwnym do wykonywanego wcześniej zakrętu (linia niebieska przerywana). Wartość tego przechylenia wynosi ok. 2,7° i zanika po upływie kilku sekund. Uwzględniając średni próg percepcji przechylenia wynoszący 2° [38], taki kąt przechylenia platformy może nie być odczuwany przez pilota. Zatem uzyskane wyniki wykazują, że włączenie do funkcji przystosowania (2.28) błędu percepcji przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego $\widehat{f}_{DS}^{yi} - \widehat{f}_{DA}^{yi}$ oraz wprowadzenie ograniczenia $\phi_s \leqslant 3{,}5^\circ$ znacząco zmniejszyło odczuwane złudzenia przechylenia.



Rys. 9. Odczuwane przez pilota bodźce ruchowe w samolocie i symulatorze wyznaczone dla błędów odczucia prędkości kątowej przechylania oraz przyspieszenia grawitacyjno-inercyjnego

Na podstawie wyników badań [39] można jednak przypuszczać, że wstępne utrzymywanie kąta przechylenia platformy $\phi_s = 3{,}5°$ (podczas manewru zakręt) wywoła efekt wtórny po powrocie platformy do poziomu ($\phi_s = 0°$). Efekt ten polega na dodatkowym przeszacowaniu przez pilota przechylenia w kierunku przeciwnym do wstępnego przechylenia platformy.

Ostatecznie wynik tego testu (rys. 9) wykorzystano do określenia parametrów OWF dla układu ruchu symulatora lotu I-22 Iryda. Optymalne sterowanie uzyskano dla macierzy wag funkcji kosztów (2.20) o następujących elementach

$$
\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 5{,}855 & 0 \\ 0 & 8{,}906 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 3{,}787 & 0 \\ 0 & 8{,}282 \end{bmatrix} \qquad \mathbf{R}_d = \begin{bmatrix} 0{,}374 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0{,}151 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3{,}574 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 7{,}087 \end{bmatrix}
$$

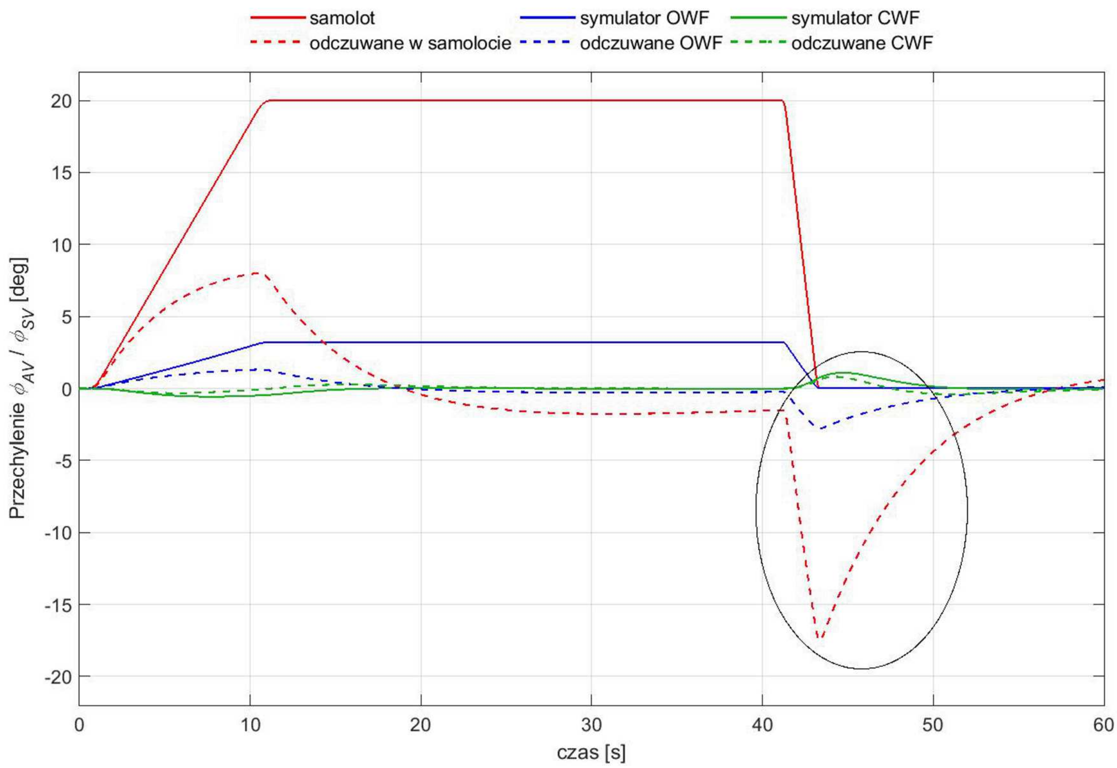
dla których równania filtrów $\mathbf{W}(s)$ z zależności (2.4) opisującej sygnały sterujące położeniem platformy symulatora, mają postać

$$
\begin{aligned}
W(1,1) = (&-20{,}42s^9 - 4079s^8 - 3{,}978e04s^7 - 6{,}882e04s^6 - 5{,}424e04s^5 - 2{,}263e04s^4 \\
&- 4167s^3 - 310{,}4s^2 - 6{,}833s - 0{,}01127)/\mathcal{A} \\
W(1,2) = (&0{,}3857s^9 + 82{,}75s^8 + 814s^7 + 1424s^6 + 1124s^5 + 468{,}6s^4 \\
&+ 85{,}95s^3 + 6{,}364s^2 + 0{,}1391s + 0{,}0002129)/\mathcal{A} \\
W(2,2) = (&0{,}4768s^9 + 113{,}3s^8 + 1480s^7 + 1844s^6 + 1343s^5 + 554{,}9s^4 \\
&+ 102{,}1s^3 + 7{,}598s^2 + 0{,}1668s + 0{,}0002631)/\mathcal{A}
\end{aligned}
$$

gdzie

$$\mathcal{A} = 9s^9 + 2107s^8 + 2{,}068e04s^7 + 3{,}58e04s^6 + 2{,}822e04s^5 + 1{,}178e04s^4 + 2168s^3 + 161{,}4s^2 + 3{,}542s + 0{,}005588$$

Ostatni etap badań dotyczył porównania opracowanego OWF i algorytmu klasycznego (CFW) zastosowanego do sterowania układem ruchu symulatora lotu I-22 Iryda. Porównania dotyczyły oceny optymalnego bodźcowania ruchowego pod względem poprawy skuteczności w generowaniu złudzenia przechylenia. Wyniki tego porównania przedstawiono na rys. 10.



Rys. 10. Rzeczywiste i odczuwane przez pilota przechylenie wygenerowane przez klasyczny (CWF) oraz optymalny (OWF) algorytm bodźcowania ruchowego w symulatorze lotu I-22 Iryda

W zakreślonym na rys. 10 obszarze widać, że sygnał reprezentujący odczucie przechylenia w symulatorze dla OWF (linia niebieska przerywana) podąża za odczuciem przechylenia w samolocie (linia czerwona przerywana). W przypadku CWF sygnał odczucia przechylenia w symulatorze (linia zielona przerywana) nie tylko nie podąża za sygnałem odczuć w samolocie, lecz jest do niego w przeciw fazie. Wynik tego porównania wskazuje, że OWF może skuteczniej generować złudzenie przechylenia w symulatorze lotu I-22 Iryda w porównaniu do złudzenia uzyskanego z zastosowania CWF. Widoczne różnice pomiędzy odpowiedzią OWF a CWF (rys. 10, linia przerywana niebieska i zielona) są zapewne rezultatem różnicy rzędu filtrów zastosowanych w tych algorytmach. W równaniach filtrów $\mathbf{W}(s)$ dla OWF uwzględniono m.in. działanie narządu przedsionkowego, co sprawiło, że filtry te mają wyższy 9 rząd w porównaniu do flirtów stosowanych w CWF (2. rzędu).

4. Podsumowanie

W pracy przedstawiono procedurę opracowania OWF na potrzeby odtworzenia w symulatorze z platformą Stewarta-Gougha profilu lotu ze złudzeniem przechylenia. OWF, oparty na

LQR z doborem nastaw regulatora za pomocą algorytmu genetycznego, został zaproponowany w celu przezwyciężenia ograniczeń CWF.

Uzyskane z badań numerycznych wyniki dowodzą, że zaproponowany OWF może poprawnie odwzorować położenie kątowe wywołujące u pilota odczucia właściwe dla lotu ze złudzeniem przechylenia. Jednakże oszacowane dla opracowanego OWF odczucie przechylenia jest niewielkie i krótkotrwałe, co wymaga dodatkowej oceny jego skuteczności w rzeczywistym symulatorze, w badaniach doświadczalnych z udziałem pilotów.

W oparciu o wyniki symulacji numerycznej można ponadto stwierdzić, że zaproponowany OWF jest skuteczniejszy pod względem generowania złudzenia przechylenia od CWF. Skuteczność ta widoczna jest w większej zgodności percepcyjnej oraz efektywniejszym wykorzystaniu przestrzeni roboczej platformy.

Oparta na LQR metoda generowania sygnałów sterujących platformą Stewarta-Gougha, w której uwzględniono model narządu przedsionkowego człowieka, zwiększa wierność percepcyjną symulacji złudzenia przechylenia, przy jednoczesnym utrzymaniu platformy w zakresie jej fizycznych ograniczeń. Inną zaletą przedstawionego OWF jest to, że wagi funkcji kosztów LQR dobierane są przy wykorzystaniu algorytmu genetycznego. Sprawia to, że konfigurowanie parametrów OWF może być wykonane również przez osobę niebędącą ekspertem w specjalności symulatory lotu.

Niedoskonałością opracowanego OWF jest, podobnie jak w przypadku CWF, sterowanie w oparciu o stałe parametry filtrów, ustalone dla konkretnego scenariusza (w tym przypadku profilu lotu ze złudzeniem przechylenia). W rezultacie algorytm taki nie będzie przydatny w sterowaniu platformą podczas odtwarzania profilu lotu o znacząco odmiennych sygnałach ruchu samolotu. Przy próbie odtworzenia takiego profilu lotu brak zaimplementowanych w OWF dodatkowych ograniczeń może doprowadzić do awarii lub uszkodzenia sprzętu.

Pomimo wprowadzonych uproszczeń i ograniczeń (minimalny kąt przechylenia platformy $\phi_S \leqslant 20^\circ$, pominięcie progu percepcji ruchu), przedstawione w pracy podejście do optymalnego bodźcowania ruchowego może stanowić przydatne narzędzie w tworzeniu skuteczniejszych OWF dla symulatorów wyposażonych w układ ruchu oparty na platformie Stewarta-Gougha.

W dalszych pracach dotyczących poszukiwania skuteczniejszego MCA dla symulatora z platformą Stewarta-Gougha, należy rozważyć zastosowanie w funkcji przystosowania współczynnika korelacji jako „kryterium podążania za kształtem" [30]. Współczynnik ten mógłby zapewnić generowanie sygnałów, które będą dokładniej podążać za sygnałami referencyjnymi (sygnałami odczuć).

Dodatek A – Kinematyka odwrotna platformy Stewarta-Gougha

W prezentowanym badaniu kinematyka odwrotna platformy Stewarta-Gougha (rys. 1) dotyczy rozważań relacji pomiędzy pozycją platformy a długościami siłowników. Długości siłowników $(\mathbf{l}_1, \ldots, \mathbf{l}_6)$ można obliczyć na podstawie wektora $\mathbf{X}$ opisującego położenie i orientację platformy. Zależność tą można przedstawić następująco

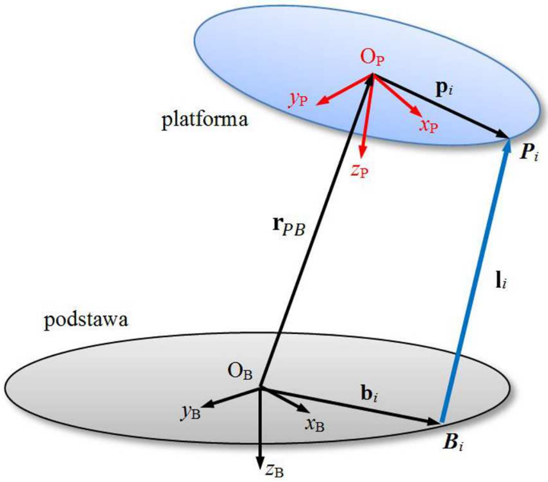
$$[\mathbf{l}_1, \ldots, \mathbf{l}_6]^{\mathrm{T}} = f(\mathbf{X}) \tag{A.1}$$

gdzie $\mathbf{X} = [x_S, y_S, z_S, \phi_S, \theta_S, \psi_S]^{\mathrm{T}}$ jest wektorem stanu platformy, którego pierwsze trzy składowe określają położenie środka układu $O_p x_p y_p z_p$ związanego z platformą, natomiast trzy pozostałe są kątami Eulera (rys. 3) opisującymi orientację platformy (2.2).

Do wyznaczenia związku opisującego długość i-tego siłownika przyjęto model platformy przedstawiony na rys. 11.

Na podstawie związku między wektorami przedstawionymi na modelu platformy (rys. 11)

$$\mathbf{r}_{PB} + \mathbf{p}_i = \mathbf{b}_i + \mathbf{l}_i \tag{A.2}$$



Rys. 11. Związek punktów mocowań siłowników w platformie Stewarta-Gougha

wyznaczana jest długość i-tego siłownika (wektory pomiędzy punktami mocowania siłownika do podstawy i platformy)

$$\mathbf{l}_i = \mathbf{r}_{PB} + \mathbf{p}_i - \mathbf{b}_i \tag{A.3}$$

która w układzie $O_Bx_By_Bz_B$ związanym z podstawą symulatora (rys. 11) przyjmuje postać

$$\mathbf{l}_i = \mathbf{r}_{PB} + \mathbf{L}_{PB}^{-1}\mathbf{p}_i - \mathbf{b}_i \tag{A.4}$$

gdzie: $\mathbf{r}_{PB}$ – wektor łączący początek układu $O_Bx_By_Bz_B$ z początkiem układu $O_px_py_pz_p$ (rys. 11), gdy platforma znajduje się w położeniu spoczynkowym (rys. 7b). Dla przyjętego obiektu badań wektor ten ma następujące składowe $\mathbf{r}_{PB} = [0, 0, 2{,}334]^{\mathrm{T}}$; $\mathbf{L}_{PB}^{-1}$ – macierz przejścia z układu $O_px_py_pz_p$ związanego z platformą do układu $O_Bx_By_Bz_B$ związanego z podstawą. Jest to macierz odwrotna do macierzy $\mathbf{L}_{PB}$ opisanej zależnością (2.2). $\mathbf{b}_i$ oraz $\mathbf{p}_i$ – wektory, których elementy opisują położenia przegubów odpowiednio podstawy i platformy w układach współrzędnych z nimi związanymi (tabela 2).

Bibliografia

1. Tu M.Y., Cheng C.C., Hsin Y.H., Huang W.W., Li F.L., Hu J.M., Chiang K.T., Lai C.Y., Analysis of in-flight spatial disorientation among military pilots in Taiwan, *J. Med. Sci.*, **41**, 1, 22-28, 2021

2. Sujiang X., Preliminary survey of spatial disorientation in Chinese air force pilots, [abstract], *Aviat. Space. Environ. Med.*, **82**, 3, 102, 2011

3. Holmes S.R., Bunting A., Brown D.L., Hiatt K.L., Braithwaite M.G., Harrigan M.J., Survey of spatial disorientation in military pilots and navigators, *Aviat. Space. Environ. Med.*, **74**, 9, 957-965, 2003

4. Boril J., Smrz V., Leuchter J., Petru A., Frantis p., Blasch E., Jalovecky R., Survey of spatial disorientation and sensory illusion among air force pilots, *IEEE/AIAA 37th Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, IEEE, London, UK, pp. 1-7, ISBN: 9781538641125, 2018

5. Lewkowicz R., Biernacki M.P., A survey of spatial disorientation incidence in polish military pilots, *Int. J. Occup. Med. Environ. Health*, **33**, 6, 791-810, 2020

6. *Air Standardization Coordinating Committee*, Ground-based Demonstrations in Spatial Disorientation (AIR STD 61/117/14), 2000

7. Bles W. (ed.), *Spatial Disorientation Training – Demonstration and Avoidance*, RTO-TR-HFM-118 AC/323 Tp/206, The Research and Technology Organisation of NATO, Soesterberg, Netherlands, ISBN: 978-92-837-0056-2, 2008

8. Lewkowicz R., Kowaleczko G., Kinematic issues of a spatial disorientation simulator, *Mech. Mach. Theory*, **138**, 169-181, 2019

9. van den Hoed A., Landman A., Van Baelen D., Stroosma O., van paassen M.M., Groen E.L., Mulder M., *Leans Illusion in Hexapod Simulator Facilitates Erroneous Responses to Artificial Horizon in Airline Pilots*, Hum. Factors, 2020

10. Landman A., van den Hoed A., van Baelen D., Stroosma O., René van Paassen M.M., Groen E.L., Mulder M., A procedure for inducing the leans illusion in a hexapod motion simulator, *AIAA Scitech 2021 Forum*, 1-7, ISBN: 9781624106095, 2021

11. Lewkowicz R., Kowaleczko G., Modelowanie układu przedsionkowego pilota na potrzeby oceny algorytmu sterowania układem ruchu symulatora lotu, [W:] *Mechanika w Lotnictwie, ML-XVII 2016*, K. Sibilski (Red.), ZG PTMTS, Warszawa, 247-262, ISBN: 978-83-932107-8-7, 2016

12. Nieuwenhuizen F.M., Beykirch K.A., Mulder M., van Paassen M.M., Bonten J.L.G., Blthoff H.H., Performance measurements on the MPI Stewart platform, *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit*, 1-11, ISBN: 9781563479458, 2008

13. Nieuwenhuizen F.M., van Paassen M.M., Stroosma O., Mulder M., Bulthoff H.H., Cross-platform validation for a model of a low-cost Stewart platform, *J. Model. Simulation, Identification, Control*, 1-23, 2013

14. Szostek G., Rzucidło P., Platforma Stewarta jako podstawa ruchomego symulatora lot, [W:] *Wybrane Zagadnienia Awioniki*, J. Gruszecki (Red.), Oficyna Wydawnicza Politechniki Rzeszowskiej, Rzeszów, str. 170, ISBN: 978-83-7199-652-8, 2017

15. Szczepański C., Antropocentryczne systemy sterowania ruchem symulatorów, *Prace Naukowe ITWL*, Instytut Techniczny Wojsk Lotniczych, Warsaw, 2005

16. Murgovski N., *Vehicle Modelling and Washout Filter Tuning for the Chalmers Vehicle Simulator*, Chalmers University of Technology, 2007

17. Nahon M.A., Reid L.D., Simulator motion-drive algorithms – a designer's perspective, *J. Guid. Control. Dyn.*, **13**, 2, 356-362, 1990

18. Garrett N.J.I., Best M.C., Driving simulator motion cueing algorithms – a survey of the state of the art, *Proc. 10th Int. Symp. Adv. Veh. Control*, 183-188, 2011

19. Stahl K., Abdulsamad G., Leimbach K.D., Vershinin Y.A., State of the art and simulation of motion cueing algorithms for a six degree of freedom driving simulator, *17th IEEE Int. Conf. Intell. Transp. Syst. ITSC 2014*, 537-541, ISBN: 9781479960781, 2014

20. Casas S., Olanda R., Dey N., Motion cueing algorithms: A review algorithms, evaluation and tuning, *Int. J. Virtual Augment. Real.*, **1**, 1, 90-106, 2017

21. Asadi H., Mohammadi A., Lim C.p., Mohamed S., Nahavandi D., Nahavandi S., 2019, Increasing motion fidelity in driving simulators using a fuzzy-based washout filter, *IEEE Trans. Intell. Veh.*, June, 1-1, 2019

22. Asadi H., Mohamed S., Nahavandi S., Incorporating human perception with the motion washout filter using fuzzy logic control, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, **20**, 6, 3276-3284, 2015

23. Ellensohn F., Spannagl M., Agabekov S., Venrooij J., Schwienbacher M., Rixen D., A hybrid motion cueing algorithm, *Control Eng. Pract.*, **97**, January, 104342, 2020

24. Natal G.S., Arjoni D.H., de Oliveira W.R., Rodamilans G.B., da Silva E.T., Silveira L., Villani E., Trabasso L., Implementation analysis of a washout filter on a robotic flight simulator – A case study, *J. Aerosp. Technol. Manag.*, **11**, 1-14, ISBN: 0000000215435, 2019

25. Sivan R., Ish-Shalom J., Huang J.K., An optimal control approach to the design of moving flight simulators, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, **12**, 6, 818-827, 1982

26. Telban R.J., Cardullo F.M., Motion cueing algorithm development: Human-centered linear and nonlinear approaches, *NASA TechReport CR-2005-213747*, Binghamton, New York, 2005

27. Telban R.J., Wu W., Cardullo F.M., Houck J.A., Motion cueing algorithm development: Initial investigation and redesign of the algorithms, *Report No. NASA/CR-2000-209863*, 2000

28. Telban R.J., Cardullo F.M., Kelly L.C., Motion cueing algorithm development: New motion cueing program implementation and tuning, *Report No. NASA/CR-2005-213746*, 2005

29. Reid L.D., Nahon M.A., Flight simulation motion-base drive algorithms: Part 1. Developing and testing equations, *UTIAS Report No. 296*, University of Toronto, Toronto, Canada, 1985

30. Asadi H., Mohamed S., Zadeh D.R., Nahavandi S., Optimisation of nonlinear motion cueing algorithm based on genetic algorithm, *Veh. Syst. Dyn.*, **53**, 4, 526-545, 2015

31. Della Santina C.C., Potyagaylo V., Migliaccio A.A., Minor L.B., Carey J.P., Orientation of human semicircular canals measured by three-dimensional multiplanar CT reconstruction., *J. Assoc. Res. Otolaryngol.*, **6**, 3, 191-206, ISBN:1525-3961, 2005

32. Reid L.D., Nahon M.A., Flight simulation motion-base drive algorithimns: Part 1 – Developing and testing the equations, *UTIAS Report, No. 296*, University of Toronto, 1985

33. Szczepański C.J., Anthropocentric method of flight simulator motion system control law synthesis, *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference*, San Francisco, CA, 479-489, ISBN: 1563477351, 2005

34. van Egmond A.A.J., Groen J.J., Jongkees L.B.W., 1949, The mechanics of the semicircular canal, *J. Physiol.*, **110**, 1-2, 1-17, 1949

35. Meiry J.L., The vestibular system and human dynamic space orientation, PhD Dissertation, Massachusetts Institute of Technology, 1965

36. Zacharias G.L., Motion cue models for pilot-vehicle analysis, *Report No. AM4RL-TR-78-2*, Wright Patterson Air Base, Ohio, 1978

37. Hosman R.J.A.W., Pilot's Perception and Control of Aircraft Motions, PhD Dissertation, Delft University of Technology, 1996

38. Janssen M., Lauvenberg M., van Der Ven W., Bloebaum T., Kingma H., Perception threshold for tilt, *Otol. Neurotol.*, **32**, 5, 818-825, 2011

39. Crane B.T., Roll aftereffects: influence of tilt and inter-stimulus interval, *Exp. Brain Res.*, **223**, 1, 89-98, 2012

An optimal motion cueing algorithm with LQR for inducing the leans illusion in a flight simulator equipped with the Stewart-Gough platform

The aim of the presented study is to develop an optimal Motion Cueing Algorithm (MCA), which for physical constraints of a simulator motion system (Stewart-Gough platform) would generate signals to control its motion, providing a high fidelity simulation of the leans illusion. The optimal MCA based on a Linear-Quadratic Regulator (LQR) includes a mathematical model of the human vestibular system, and the state of motion system is presented. The LQR gains, for which the quadratic cost function reaches the smallest values, were selected using a genetic algorithm. The proposed MCA optimisation was implemented and tested in the MATLAB/Simulink environment. The numerical simulation results showed an increase in the fidelity of reproduction of the leans illusion using the proposed optimal MCA compared to the classical algorithm based on control by the Stewart-Goufgh platform. The effectiveness of the proposed method for generating the leans illusion can be seen in a higher perceptual fidelity.