

Paulina Stańczyk<sup>1</sup>, Anna Stelmach<sup>2</sup>  
Wydział Transportu Politechniki Warszawskiej

## Sztuczne sieci neuronowe w zastosowaniu do modelowania fazy wznoszenia samolotu

### 1. WPROWADZENIE

W ostatnich latach na świecie, a także w Polsce zaobserwować można wzmożone zainteresowanie transportem lotniczym. Zainteresowanie to widać nie tylko u pasażerów, ale przede wszystkim u stale rosnącej liczby członków personelu lotniczego. Przykładowo na koniec 2006 r., stan aktywnych licencji wynosił 3717 pilotów liniowych, zawodowych oraz turystycznych, samolotowych i śmigłowcowych. Przez kolejne 4 lata liczba personelu wzrosła o 376 pilotów, natomiast na koniec 2011 r. ważnych licencji było już 4717. Jak więc można zaobserwować liczba ta w ostatnim roku wzrosła dwukrotnie w stosunku do poprzednich 4 lat [1].

Wraz ze stale rosnącą liczbą pilotów zwiększyło się natężenie ruchu lotniczego a także liczba nowo zarejestrowanych typów statków powietrznych. Ponadto wraz z rozwijającą się technologią transportu lotniczego wzrastają wymagania dotyczące bezpieczeństwa oraz ekonomiki transportu, którym należy sprostać.

Reasumując, istotnym staje się odwzorowanie (o wysokim stopniu dokładności) rzeczywistych lotów przez model matematyczny. Jedną z metod pozwalających osiągnąć tak dużą dokładność jest wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych. W przeprowadzonych badaniach, w celu otrzymania bardzo dobrej dokładności odwzorowania rzeczywistego lotu, zostały wykorzystane wyniki analiz przeprowadzonych na rzeczywistych danych, których źródłem był pokładowy rejestrator lotów

### 2. DANE Z POKŁADOWYCH REJESTRATORÓW LOTU

Dane wykorzystywane do modelowania pochodzą z zapisów „czarnych skrzynek” samolotu Embraer 170. Jest to samolot pasażerski, odrzutowy produkowany przez brazylijską firmę Empresa Brasileira de Aeronautica S.A. od 19 lutego 2002 roku. W Polsce użytkowany jest od marca 2004 roku, głównie przez PLL LOT, który dysponuje dziesięcioma egzemplarzami EMB 170. Cztery z nich są w wersji 170ST, a pozostałe sześć w wersji 170LR.

Dane pobrane z rejestratorów zaprezentowane zostały na rys. 1.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC
1	czas	ground	CAS	GSPEED	LAT	LOACC	LONG	Mach	MHEAD	n1	PITCH	PRALT	ROLL	FLAPS	GW	PRALTm	PRESS	T[C]	T[K]	DEN	TAS	GS	MH	X	Y	Z			
2	15:57:44	A01R	199	205	52.17	0.253	20.84	0.33	269	83.2	8.3	4864	3.9	0	30686	1483	80787	6	279	1.007819	214	105.46	5	-2	-105	1291			
3	15:57:45	A01R	201	207	52.17	0.258	20.84	0.33	270	83.2	8.8	4881	4.6	0	30686	1488	80727	6	279	1.007180	214	106.49	5	0	-106	1296			
4	15:57:46	A01R	202	208	52.17	0.263	20.84	0.33	271	83.2	9.5	4899	5.1	0	30686	1493	80663	6	279	1.006504	214	107.00	5	2	-107	1302			
5	15:57:47	A01R	204	209	52.17	0.266	20.83	0.33	271	83.1	10.4	4922	5.1	0	30686	1500	80582	6	279	1.005641	214	107.52	5	2	-108	1309			
6	15:57:48	A01R	205	210	52.17	0.265	20.83	0.34	272	83.2	10.9	4950	4.6	0	30686	1509	80483	6	279	1.004591	221	108.03	5	4	-108	1317			
7	15:57:49	A01R	206	211	52.17	0.257	20.83	0.34	272	83.2	11.2	4985	3.2	0	30686	1519	80359	6	279	1.003280	221	108.55	5	4	-108	1328			
8	15:57:50	A01R	206	211	52.17	0.252	20.83	0.34	272	83.2	12	5022	2.1	0	30686	1531	80229	6	279	1.001896	221	108.55	5	4	-108	1339			
9	15:57:51	A01R	206	212	52.17	0.246	20.83	0.34	273	83.1	11.8	5064	1.9	0	30683	1544	80081	6	279	1.000327	221	109.06	5	6	-109	1352			
10	15:57:52	A01R	206	212	52.17	0.238	20.83	0.34	273	83.2	11.8	5108	1.6	0	30663	1557	79927	6	279	0.998686	223	109.06	5	6	-109	1366			
11	15:57:53	A01R	207	213	52.17	0.235	20.83	0.34	273	83.1	11.8	5154	1.6	0	30683	1571	79768	6	279	0.996874	223	109.06	5	6	-109	1380			

Rys. 1. Zrzut ekranu z danymi z pokładowego rejestratora lotów.

Źródło: opracowanie własne.

Wielkości jakie były niezbędne do dokonania wstępnego przygotowania, czyli wyznaczenia segmentów lotu oraz wyznaczenia prędkości i współrzędnych położenia X, Y, Z to:

<sup>1</sup>paulina.stanczyk@gmail.com

<sup>2</sup>ast@it.pw.edu.pl

- prędkość względem ziemi („GSPEED”, [węzły *ang. knot*])
- kurs magnetyczny („MHEAD”, [stopień])
- wysokość barometryczna („PRALT”, [stopy])
- kąt pochylenia oraz przechylenia samolotu („PITCH”, „ROLL”, [stopień])
- pozycja klap/podwozia („FLAPS”)

Na podstawie analizy danych można było wyznaczyć segmenty lotu. Przykładowe granice segmentów zostały przedstawione w tablicy 1.

Tablica 1. Granice segmentów wyznaczone na podstawie danych z pokładowych rejestratorów danych.

Numer Segmentu	Granice Segmentu
I	<ul style="list-style-type: none"> <li>– schowanie podwozia;</li> <li>– klapy w pozycji „0”;</li> <li>– znaczne zmiany kąta pochylenia;</li> <li>– duży wzrost prędkości rzeczywistej;</li> </ul>
II	<ul style="list-style-type: none"> <li>– stabilizacja kursu magnetycznego;</li> <li>– kąt przechylenia w granicy 0;</li> <li>– znaczne zmniejszenie wartości kąta pochylenia;</li> </ul>
III	<ul style="list-style-type: none"> <li>– kąt przechylenia w granicy 0;</li> <li>– kurs magnetyczny ustabilizowany;</li> <li>– stała wartość wzrostu prędkości rzeczywistej ;</li> </ul>
IV	<ul style="list-style-type: none"> <li>– kąt pochylenia osiąga swoją najniższą wartość;</li> <li>– wartość prędkości rzeczywistej delikatnie spada;</li> <li>– stabilizacja prędkości pionowej.;</li> <li>– osiągnięcie stałej wysokości przelotowej.</li> </ul>

*Źródło: opracowanie własne.*

### 3. SZTUCZNA SIEĆ NEURONOWA

Pierwowzorem wszystkich sieci neuronowych jest oczywiście mózg ludzki. Sieć neuronowa jest bardzo uproszczonym modelem mózgu. Składa się ona z dużej liczby (od kilkuset do kilkudziesięciu tysięcy) elementów przetwarzających informacje. Elementy te nazywane są neuronami, chociaż w stosunku do rzeczywistych komórek nerwowych ich funkcje są bardzo uproszczone, by nie powiedzieć - sprymityzowane. Neurony są powiązane w sieć za pomocą połączeń o parametrach (tak zwanych wagach) modyfikowanych w trakcie tak zwanego procesu uczenia. Topologia połączeń oraz ich parametry stanowią program działania sieci, zaś sygnały pojawiające się na jej wyjściach w odpowiedzi na określone sygnały wyjściowe są rozwiązaniami stawianych jej zadań.

Większość współcześnie budowanych i wykorzystywanych sieci neuronowych ma budowę warstwową, przy czym ze względu na dostępność w trakcie procesu uczenia wyróżnia się warstwy: wejściową, wyjściową oraz tak zwane warstwy ukryte. [4]

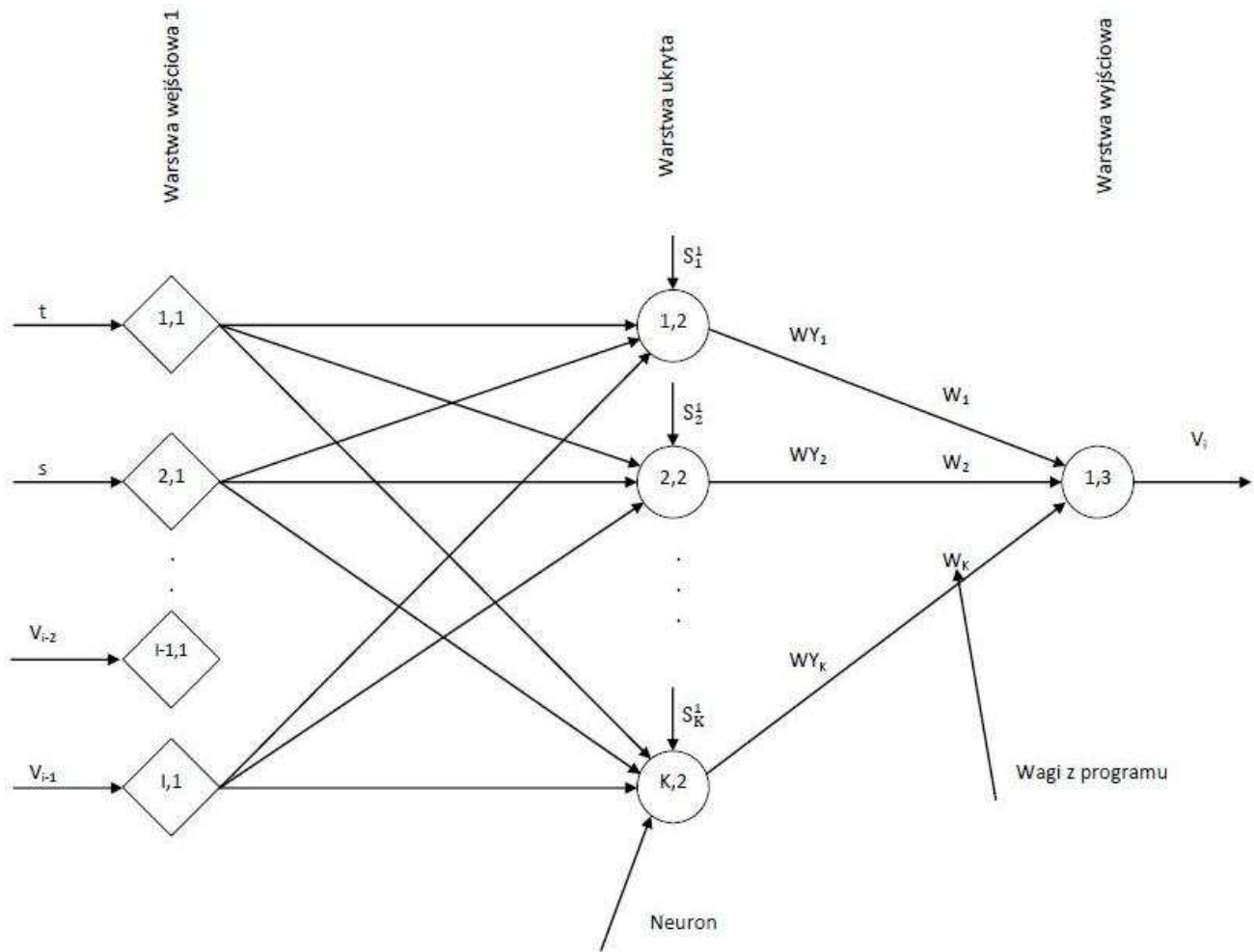
W przedstawionym artykule sygnały wejściowe zapisane są w postaci wektora:

$$X^T = [t, s, V_{i-2}, V_{i-1}] \quad (1)$$

gdzie:

- $t$  – czas [s],
- $s$  – segment [-],
- $V_{i-2}$  – prędkość w chwili  $i-2$  [kt],
- $V_{i-1}$  – prędkość w chwili  $i-1$  [kt].

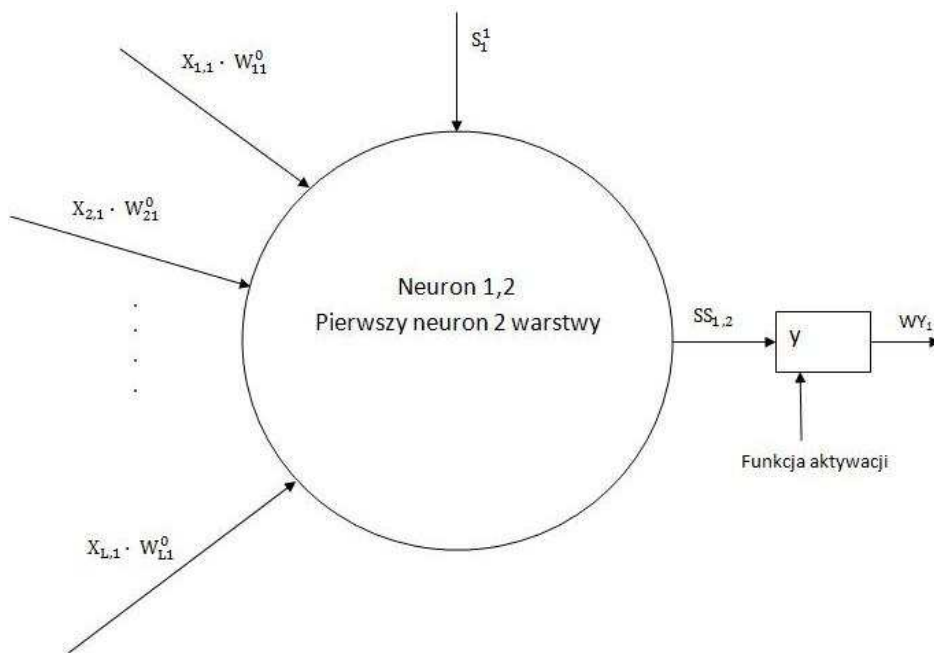
Sygnałem wyjściowym natomiast jest prędkość lotu w chwili ( $i$ ) ( $V_i$ ). Zanim zostanie zbudowana sieć neuronowa należy dane pobrane z pokładowych rejestratorów poddać normalizacji, która to obejmuje  $N$  danych. Schemat stosowanej sieci neuronowej przedstawiono na poniższym rysunku.



Rys. 2. Sztuczna sieć neuronowa fazy wznoszenia samolotu.

Źródło: opracowanie własne.

W omawianej sieci neuronowej zastosowano neuron jak na rys. 3.



Rys. 3. Neuron sieci z rys. 2.

Źródło: opracowanie własne.

W zastosowanym neuronie sygnał wyjściowy z 1 neuronu jest sumą wejściowych  $x_{11}, x_{21}, \dots, x_{L1}$ , mnożonych przez wagi  $w^o_{11}, w^o_{21}, \dots, w^o_{L1}$  oraz stałą  $s_1^1$ .

Sygnał wyjściowy z omawianego neuronu  $ss_{1,2}$  ma postać:

$$ss_{1,2} = x_1(1,1) \cdot w_1(1,1) + s_1^1 \quad (2)$$

gdzie:

$$x_I = [x_{I1}, \dots, x_{LI}];$$

$$w_I = [w^o_{I1}, \dots, w^o_{LI}].$$

Ponadto do opracowania fazy wznoszenia samolotu posłużono się funkcją aktywacji postaci:

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-2 y_w)} \quad (3)$$

Istotą opracowania sieci jest wyznaczenie wag i stałych z wykorzystaniem wyników z pokładowej rejestracji lotów. Do jej stworzenia wykorzystuje się algorytm momentowej metody wstecznej propagacji błędów, w której to zmiennymi są stałą uczenia  $\alpha$  oraz momentum  $\eta$ .

Ocenę dokładności odwzorowania określa się za pomocą sumy kwadratów różnic pomiędzy wartościami modelu i obiektu rzeczywistego oraz liczby zdarzeń pozytywnych. Kolejnym etapem określenia dokładności jest testowanie sieci czyli porównaniu sygnałów wejściowych i wyjściowych z sieci [2].

#### 4. WYNIKI

W tym punkcie przedstawiono wyniki modelowania matematycznego z zastosowaniem sztucznej sieci neuronowej. W tabelicy 2 zamieszczono otrzymane wyniki fazy wnoszenia samolotu, zawiera ona ocenę dokładności odwzorowania przez model w postaci sztucznej sieci rzeczywistego przebiegu prędkości podczas fazy wznoszenia lotu.

Wyniki przedstawiono dla różnych struktur sieci neuronowej tj. liczba neuronów w warstwie wejściowej i wyjściowej była zawsze taka sama, odpowiednio 4 i 1, natomiast zmieniały się liczby warstw ukrytych oraz występujących w nich liczby neuronów.

Tabela 2. Ocena dokładności odwzorowania rzeczywistej fazy wznoszenia przez SSN o różnych strukturach.

Struktura sieci neuronowej			Liczba zdarzeń: 190		
Liczba wejść	Liczba neuronów w warstwach ukrytych		Liczba wyjść	Liczba zdarzeń pozytywnych [%]	$\chi^2_{sr}$
1	2	3	4	5	6
4	2	0	1	100	$0,25378 \cdot 10^{-3}$
4	3	0	1	100	$0,24625 \cdot 10^{-3}$
4	4	0	1	100	$0,24166 \cdot 10^{-3}$
4	5	0	1	100	$0,33813 \cdot 10^{-3}$
4	6	0	1	100	$0,27188 \cdot 10^{-3}$
4	2	2	1	100	$0,18378 \cdot 10^{-3}$
4	3	2	1	100	$0,17183 \cdot 10^{-3}$
4	4	2	1	100	$0,16058 \cdot 10^{-3}$
4	5	2	1	100	$0,15152 \cdot 10^{-3}$
4	2	4	1	100	$0,19243 \cdot 10^{-3}$
4	3	4	1	100	$0,14443 \cdot 10^{-3}$
4	4	4	1	100	$0,14220 \cdot 10^{-3}$
4	5	4	1	100	$0,14193 \cdot 10^{-3}$

*Źródło: opracowanie własne.*

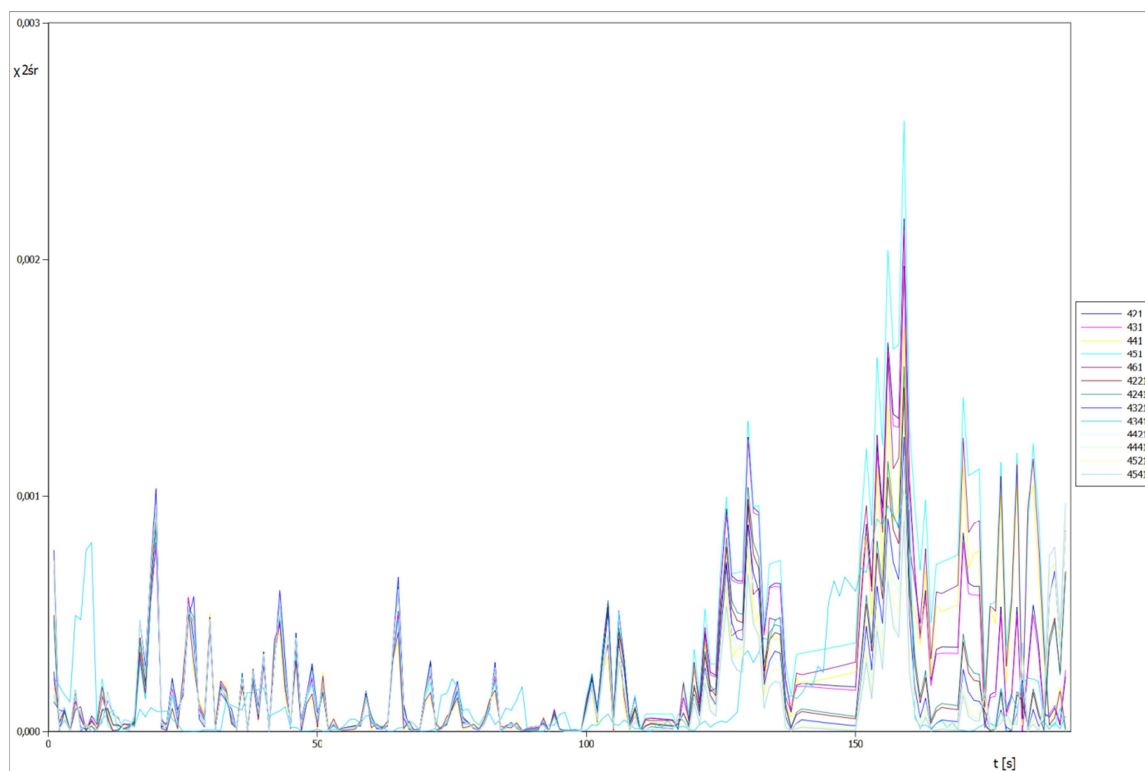
Z zaprezentowanych struktur sieci wynika 100 % liczba zdarzeń pozytywnych. Sieć o strukturze 4541 (4 wejścia, 1 wyjście oraz 2 warstwy ukryte z 5 i 4 neuronami) daje najniższą wartość  $\chi^2_{sr}$ , co oznacza, iż z wybranych struktur właśnie ta najlepiej odwzorowuje lot rzeczywisty. W tabelicy 3 przedstawiono wyniki dla zmiennych wartości momentum oraz ich wpływ na dokładność odwzorowania.

Tablica.3. Wpływ wartości momentum na dokładności odwzorowania rzeczywistej fazy.

$\alpha$	$\eta$	Liczba wejść	Liczba neuronów w warstwach ukrytych		Liczba wyjść	Liczba zdarzeń pozytywnych [%]	$\chi^2_{sr}$
1	2	3	4	5	6	7	8
0,04	0,2	4	5	4	1	100	$0,14073 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,3	4	5	4	1	100	$0,13826 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,4	4	5	4	1	100	$0,13797 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,5	4	5	4	1	100	$0,13958 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,6	4	5	4	1	100	$0,14080 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,7	4	5	4	1	100	$0,13865 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,8	4	5	4	1	100	$0,14014 \cdot 10^{-3}$
0,04	0,9	4	5	4	1	100	$0,17151 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,2	4	5	4	1	100	$0,13719 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,3	4	5	4	1	100	$0,13737 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,4	4	5	4	1	100	$0,13933 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,5	4	5	4	1	100	$0,14193 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,6	4	5	4	1	100	$0,14289 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,7	4	5	4	1	100	$0,14265 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,8	4	5	4	1	100	$0,15192 \cdot 10^{-3}$
0,05	0,9	4	5	4	1	100	$0,16829 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,2	4	5	4	1	100	$0,13622 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,3	4	5	4	1	100	$0,13779 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,4	4	5	4	1	100	$0,14065 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,5	4	5	4	1	100	$0,14357 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,6	4	5	4	1	100	$0,14563 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,7	4	5	4	1	100	$0,14873 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,8	4	5	4	1	100	$0,15895 \cdot 10^{-3}$
0,06	0,9	4	5	4	1	100	$0,17784 \cdot 10^{-3}$

Źródło: opracowanie własne

Podczas przeprowadzonych badań określono wpływ wartości stałej uczenia oraz momentum na dokładność odwzorowania prędkości wznoszenia przez sieć. Na rys. 4 przedstawiono wartość  $\chi^2_{sr}$  w zależności od czasu.



Rys.4. Wartość  $\chi^2_{sr}$  fazy wznoszenia lotu w funkcji czasu.

Źródło: opracowanie własne.

Faza wznoszenia trwała 190 s, z przebiegu  $\chi^2_{sr}$  wynika że sztuczna sieć neuronowa w początkowym etapie fazy wznoszenia bardzo dobrze odwzorowuje wznoszenie statku powietrznego. W końcowym etapie fazy wznoszenia, czyli w chwilach gdy samolot uzyskuje wysokość przelotową, uzyskujemy gorsze odwzorowanie, jednak średnie odchylenie  $\chi_{sr}$  między prędkościami jest nieznaczne. Można powiedzieć iż uzyskana sieć dobrze odwzorowuje fazę wznoszenia lotu.

## 5. PODSUMOWANIE

Uzyskane wyniki dotyczące odwzorowania rzeczywistego wznoszenia przez neuronowy model można uznać za zadowalające, co potwierdza iż sieć neuronowa może być wykorzystywana do modelowania matematycznego lotu samolotu. Tak opracowany model może służyć do stworzenia modelu symulacyjnego służącego do badania ruchu lotniczego, a także symulatorów szkoleniowych. Niestety mankamentem tej metody jest bardzo duża czasochłonność związana z przygotowaniem danych oraz testowaniem sieci.

---

### Streszczenie

W artykule przedstawiono zastosowanie sztucznej sieci neuronowej w modelowaniu fazy wznoszenia samolotu. Do wyznaczenia sieci wykorzystane zostały dane zarejestrowane przez pokładowy rejestrator parametrów lotu. Dla każdego z lotów stworzono odrębną sieć, co było spowodowane zmiennymi parametrami lotu oraz czasem trwania operacji. Otrzymane wyniki, dokładności odwzorowania lotów przez sieci, zamieszczono w tabelach. Zbadano wpływ struktury sieci na dokładność odwzorowania fazy wznoszenia samolotu. Pozwoli to na stworzenie modelu symulacyjnego oraz ocenę przebiegu lotu.

Słowa kluczowe: modelowanie matematyczne, sztuczne sieci neuronowe, faza wznoszenia samolotu.

### Artificial neural networks applied to the modeling of aircraft ascent

#### Abstract

This article presents an application of artificial neural networks in modeling aircraft ascent. To determine the network were used data recorded by on-board flight recorders. For each of the flight created a separate network, which was due to the variable parameters and duration of flight operations. The results obtained, the accuracy of mapping flights through the network, are presented in tables. Examined the impact of network structure on the accuracy of mapping aircraft ascent. This will provide a simulation model and an assessment of the flight course.

Key words: mathematical modeling, artificial neural networks, aircraft ascent.

#### LITERATURA

- [1] strona internetowa Urzędu Lotnictwa Cywilnego –statystyki.
- [2] Stelmach A., Manerowski J.: Identyfikacja modelu matematycznego operacji lądowania samolotu. Czasopismo Logistyka, nr 4/2011, Poznań 2011.
- [3] Malarski M.: Inżynieria Ruchu Lotniczego, OWPW, Warszawa 2006.
- [4] Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe, Akademicka Oficyna Wydawnicza, Kraków 1993.