

Aleksandra Stycunów¹, Jerzy Manerowski²
Wydział Transportu Politechniki Warszawskiej

Sztuczne sieci neuronowe w zastosowaniu do modelowania fazy zniżania samolotu

1. WPROWADZENIE

Transport lotniczy odgrywa istotną rolę w przemieszczaniu ludności. Duża prędkość oraz względnie niski koszt powodują, że jest on wybierany przez coraz większą liczbę podróżnych. W celu zapewnienia maksymalnego bezpieczeństwa pasażerom, stosuje się coraz nowocześniejsze technologie [4] i [5]. Dynamiczny rozwój różnych dziedzin lotnictwa [1] i [2] wymusza prowadzenie wnikliwych analiz zachodzących zjawisk. Jedną z dostępnych metod badawczych jest zastosowanie sztucznych sieci neuronowych, stanowiących modele matematyczne. W odróżnieniu od konwencjonalnych programów komputerowych, które są konstruowane dla realizacji określonych zadań, sztuczne sieci neuronowe są „uczone” [7]. Wysoka jakość odwzorowania rzeczywistości przez model, zostaje osiągnięta przez wykorzystanie zapisów pochodzących z pokładowego rejestratora eksploatacyjnego.

Celem tego artykułu jest stworzenie modelu matematycznego, w postaci sztucznej sieci neuronowej, odwzorowującego przebieg prędkości przyrządowej samolotu podczas fazy zniżania.

2. POKŁADOWA REJESTRACJA PARAMETRÓW LOTU. OPIS FAZY ZNIŻANIA

Do analizy przebiegu lotu, podczas zniżania samolotu, wykorzystano zapisy z pokładowego rejestratora parametrów lotu. Do badania wykorzystano dane pochodzące z samolotu Embraer 170. Spośród dostępnych danych należało wyselekcjonować te, które bezpośrednio odnosiły się do fazy zniżania samolotu. W tym celu wykorzystano podział przebiegu lotu na fazy i segmenty.

Za początek pierwszego segmentu (s) fazy zniżania przyjmuje się opuszczenie przez statek powietrzny przelotowego poziomu lotu. Jego koniec następuje wraz z osiągnięciem przez statek powietrzny poziomu lotu FL290. Segment drugi rozpoczyna osiągnięcie wartości prędkości przyrządowej ok. 270-290 kt, a kończy zmniejszenie tej prędkości do wartości około 250 kt. W segmencie trzecim prędkość przyrządowa zredukowana zostaje do wartości 210 kt. Jest to etap zakończenia fazy zniżania samolotu.

Tab. 1. Charakterystyczne segmenty fazy zniżania samolotu EMB 170

Nr segmentu	Początek segmentu	Koniec segmentu
I	Opuszczenie przelotowego poziomu lotu	FL290
II	Prędkość przyrządowa 270-290 [kt]	Prędkość przyrządowa 250 [kt]
III	Prędkość przyrządowa 250 [kt]	Prędkość przyrządowa 210 [kt]

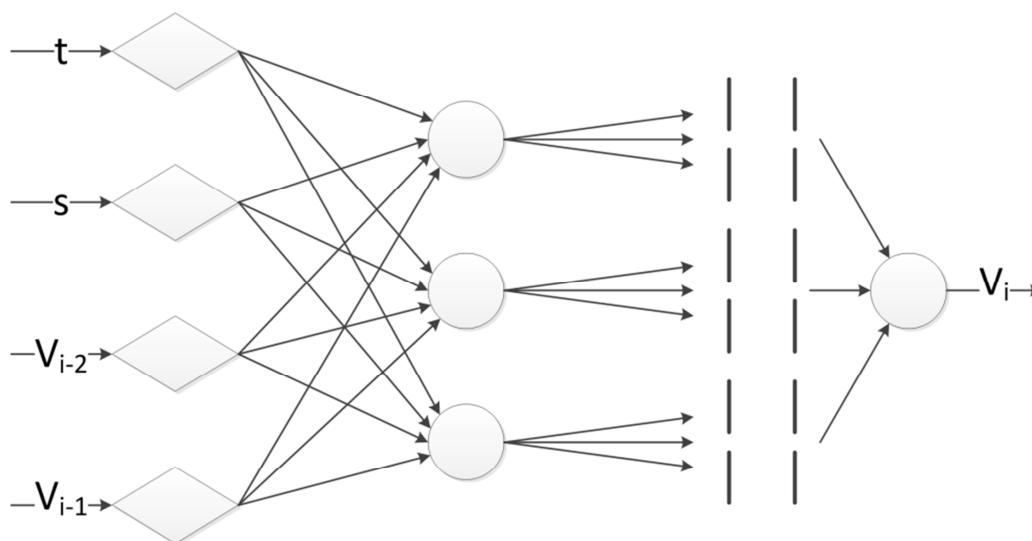
3. PRZYGOTOWANIE DANYCH DO WYZNACZENIA SZTUCZNEJ SIECI NEURONOWEJ

Do wyznaczenia modelu matematycznego wykorzystano dane z pokładowego rejestratora parametrów lotu, które w pierwszym etapie znormalizowano. Sygnałami wejściowymi do sztucznej sieci neuronowej są

¹ a.stycunow@gmail.com

² jma@it.pw.edu.pl

czas t , segment s , wartości prędkości przyrządowej samolotu V_{i-2} oraz V_{i-1} . Sygnałem wyjściowym z modelu jest wartość prędkości przyrządowej V_i . Schemat zastosowanej sztucznej sieci neuronowej przedstawiono na rys. 1.



Rys. 1. Schemat sztucznej sieci neuronowej

4. OPRACOWANIE SZTUCZNEJ SIECI NEURONOWEJ

Opracowanie sztucznej sieci neuronowej polega na wyznaczeniu wag i stałych, przez które mnożone są sygnały wejściowe poszczególnych neuronów. Program, użyty do analizy, wykorzystuje algorytm momentowej metody wstecznej propagacji błędów [3] i [6]. Zmiennymi sterującymi są stała uczenia α – współczynnik dopuszczalnego wzrostu błędu oraz momentum η – parametr zapewniający przyjęcie lokalnego minimum funkcji celu, jako minimum globalne.

Do oceny dokładności odwzorowania rzeczywistego przebiegu fazy zniżania samolotu przez model, wykorzystano dwa wskaźniki:

- χ^2 – suma kwadratów różnic pomiędzy wartością z modelu $V_{i\text{mod}}$ oraz rzeczywistego obiektu dla i -tego pomiaru

—

(1)

- I_p – liczba zdarzeń pozytywnych tj. spełniających nierówność

(2)

gdzie ϵ jest arbitralnie ustaloną wartością.

W tab. 2 zamieszczono wynik modelowania matematycznego przebiegu prędkości przyrządowej, podczas fazy zniżania samolotu, dla różnych struktur sztucznej sieci neuronowej. Dla wszystkich zadanych struktur osiągnięto stuprocentową liczbę zdarzeń pozytywnych. Do dalszej analizy wybrano strukturę nr 3 (cztery wejścia, jedna warstwa ukryta z czterema neuronami oraz jedno wyjście), ponieważ dla niej wskaźnik χ^2 osiąga wartość najniższą.

Tab. 2. Dokładność odwzorowania przebiegu fazy zniżania samolotu przez SSN, dla wybranych struktur sieci

Nr SSN	WE	Liczba neuronów w warstwach ukrytych		WY	Liczba zdarzeń pozytywnych I_p [%]	χ^2
		1	2			
1	4	2	0	1	100%	$0,50939 \cdot 10^{-3}$
2	4	3	0	1	100%	$0,34119 \cdot 10^{-3}$
3	4	4	0	1	100%	$0,10993 \cdot 10^{-3}$
4	4	5	0	1	100%	$0,15857 \cdot 10^{-3}$
5	4	6	0	1	100%	$0,46222 \cdot 10^{-3}$
6	4	2	2	1	100%	$0,75138 \cdot 10^{-3}$
7	4	3	2	1	100%	$0,61703 \cdot 10^{-3}$
8	4	4	2	1	100%	$0,40209 \cdot 10^{-3}$
9	4	5	2	1	100%	$0,10318 \cdot 10^{-2}$
10	4	2	4	1	100%	$0,64913 \cdot 10^{-3}$
11	4	3	4	1	100%	$0,54230 \cdot 10^{-3}$
12	4	4	4	1	100%	$0,55042 \cdot 10^{-3}$
13	4	5	4	1	100%	$0,47894 \cdot 10^{-3}$

W tab. 3 zamieszczono wpływ zmiany wartości stałej uczenia α oraz momentum η , na wynik modelowania matematycznego fazy zniżania samolotu. Analizując wyniki badania, stwierdzono, iż wskaźnik χ^2 najkorzystniejsze wartości przyjmuje dla momentum η z zakresu 0,4 - 0,6, niezależnie od zadanej wartości stałej uczenia α . Ponadto, zachodzi zależność pomiędzy liczbą zdarzeń pozytywnych I_p , wyrażoną w procentach, a wartością momentum. Dla $\eta = 0,9$ liczba zdarzeń pozytywnych spada poniżej 100 [%].

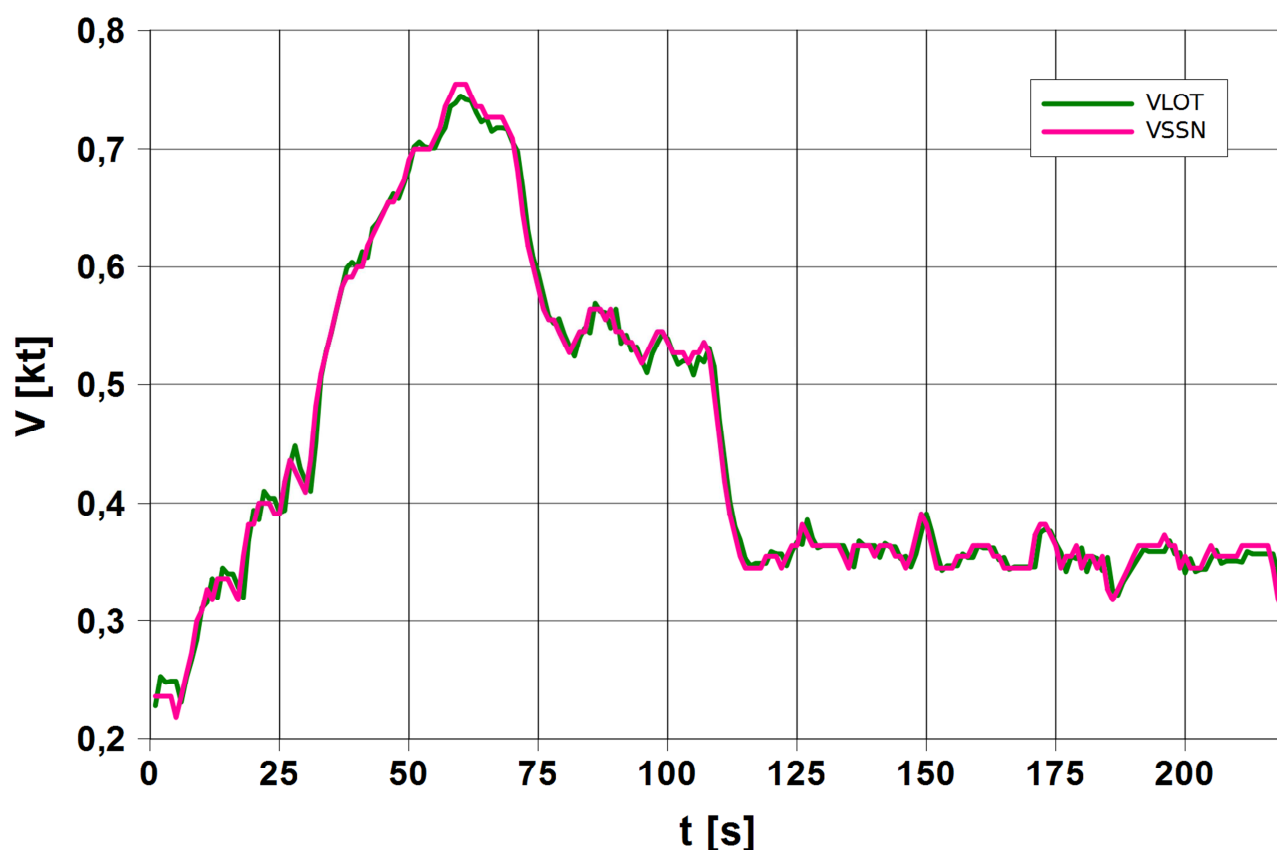
Tab. 3. Dokładność odwzorowania przebiegu fazy zniżania samolotu przez SSN, przy zmiennych wartościach stałej uczenia α oraz momentum η

Nr SSN	α	η	WE	Liczba neuronów w warstwie ukrytej	WY	Liczba zdarzeń pozytywnych I_p [%]	χ^2
1	0,04	0,2	4	4	1	100,0%	$0,37579 \cdot 10^{-3}$
2	0,04	0,3	4	4	1	100,0%	$0,32357 \cdot 10^{-3}$
3	0,04	0,4	4	4	1	100,0%	$0,19891 \cdot 10^{-3}$
4	0,04	0,5	4	4	1	100,0%	$0,13812 \cdot 10^{-3}$
5	0,04	0,6	4	4	1	100,0%	$0,11730 \cdot 10^{-3}$
6	0,04	0,7	4	4	1	100,0%	$0,12995 \cdot 10^{-3}$
7	0,04	0,8	4	4	1	100,0%	$0,20445 \cdot 10^{-3}$
8	0,04	0,9	4	4	1	95,5%	$0,28649 \cdot 10^{-2}$
9	0,05	0,2	4	4	1	100,0%	$0,30023 \cdot 10^{-3}$
10	0,05	0,3	4	4	1	100,0%	$0,17636 \cdot 10^{-3}$
11	0,05	0,4	4	4	1	100,0%	$0,12306 \cdot 10^{-3}$
12	0,05	0,5	4	4	1	100,0%	$0,10993 \cdot 10^{-3}$
13	0,05	0,6	4	4	1	100,0%	$0,12088 \cdot 10^{-3}$
14	0,05	0,7	4	4	1	100,0%	$0,16299 \cdot 10^{-3}$
15	0,05	0,8	4	4	1	100,0%	$0,66094 \cdot 10^{-3}$
16	0,05	0,9	4	4	1	81,4%	$0,45626 \cdot 10^{-2}$
17	0,06	0,2	4	4	1	100,0%	$0,20054 \cdot 10^{-3}$
18	0,06	0,3	4	4	1	100,0%	$0,12499 \cdot 10^{-3}$

Tab. 4. c.d

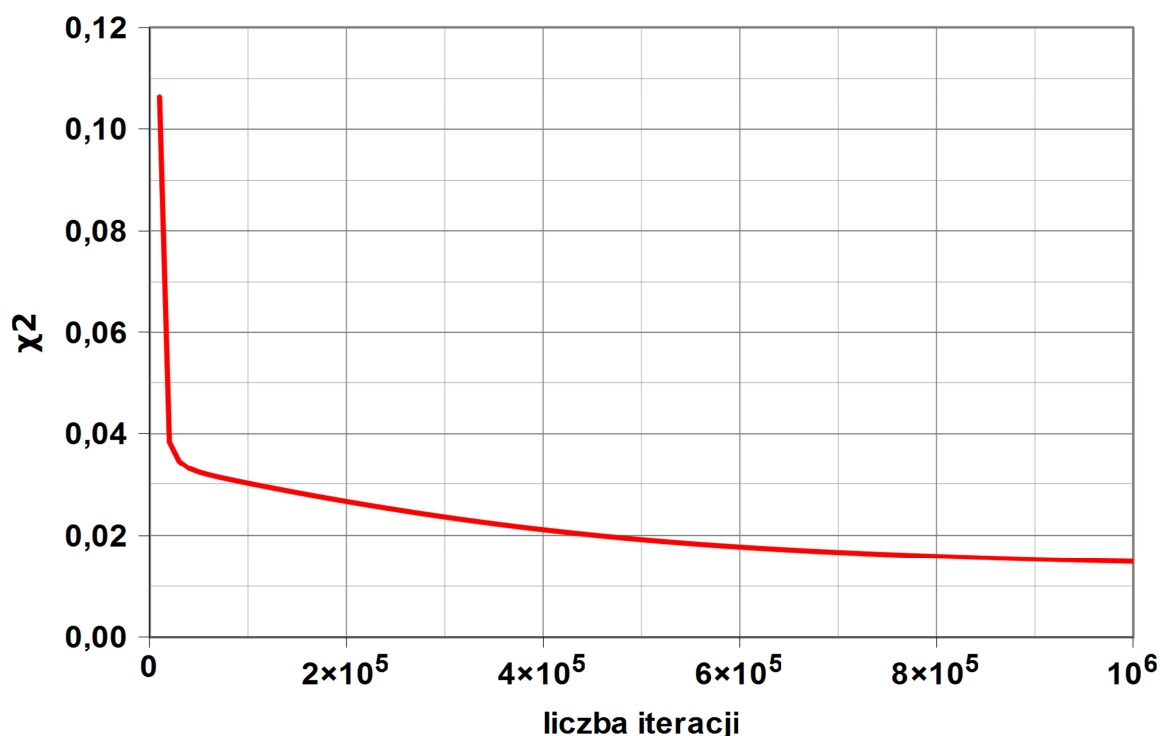
Nr SSN	α	η	WE	Liczba neuronów w warstwie ukrytej	WY	Liczba zdarzeń pozytywnych I_p [%]	χ^2
19	0,06	0,4	4	4	1	100,0%	$0,11972 \cdot 10^{-3}$
20	0,06	0,5	4	4	1	100,0%	$0,11504 \cdot 10^{-3}$
21	0,06	0,6	4	4	1	100,0%	$0,14606 \cdot 10^{-3}$
22	0,06	0,7	4	4	1	100,0%	$0,26600 \cdot 10^{-3}$
23	0,06	0,8	4	4	1	98,6%	$0,17662 \cdot 10^{-2}$
24	0,06	0,9	4	4	1	100,0%	$0,79238 \cdot 10^{-3}$
25	0,07	0,2	4	4	1	100,0%	$0,12882 \cdot 10^{-3}$
26	0,07	0,3	4	4	1	100,0%	$0,14661 \cdot 10^{-3}$
27	0,07	0,4	4	4	1	100,0%	$0,15171 \cdot 10^{-3}$
28	0,07	0,5	4	4	1	100,0%	$0,15587 \cdot 10^{-3}$
29	0,07	0,6	4	4	1	100,0%	$0,22931 \cdot 10^{-3}$
30	0,07	0,7	4	4	1	100,0%	$0,79328 \cdot 10^{-3}$
31	0,07	0,8	4	4	1	97,7%	$0,22695 \cdot 10^{-2}$
32	0,07	0,9	4	4	1	51,4%	$0,15166 \cdot 10^{-1}$

Porównanie rzeczywistego przebiegu prędkości przyrządowej samolotu (VLOT) oraz wygenerowanej przez sztuczną sieć neuronową (VSSN), przedstawia rys. 2. Widać na nim, że oba przebiegi są bardzo zbliżone, a różnice występujące między nimi są minimalne.



Rys. 2. Dokładność odwzorowania przebiegu prędkości przyrządowej samolotu przez SSN, w funkcji czasu

Przebieg procesu uczenia sztucznej sieci neuronowej zawiera rys. 3. Dla liczby iteracji równej 1000 wartość $\chi^2 = 0,13$. Wraz ze wzrostem liczby iteracji, wartość χ^2 spada i stabilizuje się na poziomie ok. 0,015. Zastosowana liczba iteracji, okazuje się wystarczająca do „nauczenia” sztucznej sieci neuronowej.



Rys. 3. Przebieg procesu uczenia SSN

5. WNIOSKI

Zastosowanie sztucznej sieci neuronowej, do modelowania przebiegu fazy zniżania samolotu, pozwoliło na uzyskanie wysokiej jakości odwzorowania rzeczywistego przebiegu lotu. Opracowany model może zostać wykorzystany do stworzenia szkoleniowego symulatora lotu, który posłuży szkoleniu personelu lotniczego, bądź zostać wykorzystany do prowadzenia badań nad ruchem lotniczym.

Streszczenie

W pracy przedstawiono wykorzystanie sztucznej sieci neuronowej do modelowania fazy zniżania samolotu. Dokonano tego poprzez analizę zapisu danych, pochodzących z pokładowego rejestratora eksploatacyjnego. W celu określenia wpływu struktury sztucznej sieci neuronowej, na precyzję odtworzenia rzeczywistego przebiegu lotu, przetestowano kilka różnych konfiguracji sieci. Spośród otrzymanych wyników wyselekcjonowano te, które najdokładniej odwzorowały rzeczywisty przebieg fazy zniżania samolotu. Tak sporządzony model charakteryzuje się dużą dokładnością odwzorowania rzeczywistego obiektu i może zostać wykorzystany m.in. do badań symulacyjnych ruchu lotniczego.

Słowa kluczowe: sztuczna sieć neuronowa, modelowanie matematyczne, faza zniżania samolotu.

Neural network modelling of the descent phase of an aircraft

Abstract

This article discusses the neural network modelling of the descent phase of an aircraft. The model is based on the parameters recorded by the flight data recorder. Several different network configurations were tested to define how the structure of neural network affects the precision of reconstruction of the flight. Created model reconstructs the real operations of the flight precisely and can be used to the simulation research on the air traffic.

Key words: neural network, mathematical modelling, aircraft descent.

LITERATURA

- [1] Aerodata EU - OPS Regulatory Compliance Statement. AeroData Inc., Scottsdale, 2008.
- [2] Annex 14 - ICAO - Aerodromes. Volume I - Aerodrome design and operations. Edition 4, 2004.
- [3] Eykhoff P.: Identyfikacja w układach dynamicznych. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, 1980.
- [4] Malarski M.: Inżynieria ruchu lotniczego. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa, 2006.
- [5] Stelmach A.: Metoda oceny procesu obsługi ruchu lotniczego w rejonie lotniska. Praca doktorska. Wdział Transportu Politechniki Warszawskiej, Warszawa, 2005.
- [6] Tadeusiewicz R.: Sieci neuronowe. Akademicka Oficyna Wydawnicza, Kraków, 1993.
- [7] Żurada J., Barski M., Jędruch W.: Sztuczne sieci neuronowe. Podstawy teorii i zastosowania. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, 1996.