

Metoda pomiaru wybranych osiągnięć naziemnych samolotu z wykorzystaniem algorytmów atencji oraz ekscytacji w modelu q-kształtnej sztucznej sieci neuronowej

Paweł Tomiło



**Metoda pomiaru wybranych
osiągów naziemnych samolotu
z wykorzystaniem algorytmów
atencji oraz ekscytacji w modelu
q-kształtnej sztucznej sieci
neuronowej**



Rada Naukowa Wydawnictwa Politechniki Lubelskiej

Przewodnicząca:

Agnieszka RZEPKA

Dyrektor CIN-T:

Katarzyna WEINPER

Wydawnictwo Politechniki Lubelskiej:

Magdalena CHOŁOJCZYK

Karolina FAMULSKA-CIESIELSKA

Jarosław GAJDA

Anna KOŁTUNOWSKA

Katarzyna PEŁKA-SMĘTEK

Anna STROJEK

Przedstawiciele Dyscyplin Naukowych Politechniki Lubelskiej:

Marzenna DUDZIŃSKA

Małgorzata FRANUS

Arkadiusz GOLA

Paweł KARCZMAREK

Beata KOWALSKA

Anna KUCZMASZEWSKA

Jarosław LATALSKI

Tomasz LIPECKI

Zbigniew ŁAGODOWSKI

Joanna PAWŁAT

Lucjan PAWŁOWSKI

Natalia PRZESMYCKA

Magdalena RZEMIENIAK

Mariusz ŚNIADKOWSKI

Przedstawiciele honorowi:

Zhihong CAO, Chiny

Miroslav GEJDOŠ, Słowacja

Karol HENSEL, Słowacja

Hrvoje KOZMAR, Chorwacja

Frantisek KRCMA, Czechy

Sergio Lujan MORA, Hiszpania

Dilbar MUKHAMEDOVA, Uzbekistan

Sirgii PAWŁOW, Ukraina

Natalia SAVINA, Ukraina

Natia SHENGELIA, Gruzja

Daniele ZULLI, Włochy

Metoda pomiaru wybranych osiągnięć naziemnych samolotu z wykorzystaniem algorytmów atencji oraz ekscytacji w modelu q-kształtnej sztucznej sieci neuronowej

Paweł Tomiło




WYDAWNICTWO
POLITECHNIKI
LUBELSKIEJ

Lublin 2024

RECENZENT:

dr hab. inż. **Paweł Pawlik**, prof. uczelni, Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie

AUTOR:

dr inż. **Paweł Tomiło**, Politechnika Lubelska,  0000-0003-4461-3194

Redaktor prowadzący: Magdalena Chołojczyk

Korekta językowa: Anna Kołtunowska, Magdalena Chołojczyk

Skład i łamamnie: Katarzyna Pełka-Smętek

Projekt graficzny serii: Łukasz Maj

Monografia powstała na podstawie rozprawy doktorskiej dr. inż. Pawła Tomiły pt. *Metoda pomiaru wybranych osiągnięć naziemnych samolotu z wykorzystaniem algorytmów uwagi oraz ekscytacji w modelu q-kształtnej sztucznej sieci neuronowej*, napisanej pod kierunkiem dr. hab. inż. Jarosława Pytki, prof. uczelni, obronionej w 2023 r. na Politechnice Lubelskiej.



Badania dofinansowane ze środków budżetu państwa w ramach programu Ministra Edukacji i Nauki pod nazwą Polska Metrologia nr projektu PM/SP/0065/2021/1, kwota dofinansowania 264 715 PLN, całkowita wartość projektu 264 715 PLN.

Zdjęcie na okładce i stronie przedtytułowej zostało wykonane przez dr. inż. Pawła Tomiłę.

O ile nie wskazano inaczej, rysunki stanowią opracowanie własne autora monografii.

Publikacja wydana za zgodą **Rektora Politechniki Lubelskiej**

ISBN: 978-83-7947-595-7 (wersja drukowana)

ISBN: 978-83-7947-596-4 (wersja elektroniczna)

DOI: 10.35784/9788379475964

Wydawca: Wydawnictwo Politechniki Lubelskiej
www.wpl.pollub.pl
ul. Nadbystrzycka 36C, 20-618 Lublin
tel. (81) 538-46-59



WYDAWNICTWO
POLITECHNIKI
LUBELSKIEJ

Elektroniczna wersja książki dostępna w Bibliotece Cyfrowej PL www.bc.pollub.pl

Książka udostępniona jest na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa – na tych samych warunkach 4.0 Międzynarodowe (CC BY-SA 4.0)

Nakład: 50 egz.

Spis treści

1. Wstęp	9
2. Analiza stanu literatury	13
3. Metoda pomiaru długości startu i lądowania samolotu	23
3.1. Pokładowe urządzenie pomiarowe	24
3.2. Koncepcja sieci	28
3.3. Sztuczne dane	38
3.4. Optymalizacja hiperparametrów sieci	42
3.4.1. Nauka sieci	47
3.5. Dane rzeczywiste	50
3.5.1. Zbieranie danych rzeczywistych	50
3.5.2. Analiza danych	53
4. Walidacja opracowanej metody pomiaru	59
4.1. Samoloty testowe	59
4.2. Metoda pomiaru	60
4.3. Uczenie sieci – transfer learning	61
4.4. Przetwarzanie danych	68
4.5. Wyznaczanie niepewności pomiaru	72
5. Zastosowanie opracowanej metody w badaniach długości startu i lądowania samolotu	77
5.1. Aplikacja opracowanej metody do samolotu PZL An-2	83
6. Wnioski	89
Bibliografia	93
Załącznik	99

Metoda pomiaru osiągnięć naziemnych samolotu z wykorzystaniem algorytmów uwagi oraz ekscytacji w modelu q-kształtnej sztucznej sieci neuronowej

Pomiar długości startu oraz lądowania samolotu jest ważnym aspektem, zwłaszcza w procesie certyfikacji nowych typów statków powietrznych, a także podczas testów produkcyjnych. Rzeczywista droga startu oraz lądowania jest ważną informacją dla pilotów w warunkach, które odbiegają od typowych.

Monografia przedstawia proces opracowania metody pomiaru osiągnięć naziemnych statków powietrznych z wykorzystaniem pokładowej jednostki pomiarowej i oprogramowania wykorzystującego metody sztucznej inteligencji. Zawarte w niej zostały również testy weryfikacyjne oraz rzeczywiste zastosowanie metody. Opracowano pokładowe urządzenie pomiarowe wyposażone w odpowiednie czujniki oraz model sztucznej sieci neuronowej w kształcie litery q z użyciem algorytmów uwagi oraz ekscytacji. Metoda wykorzystuje inercyjną jednostkę pomiarową do pozyskiwania danych w postaci przyspieszenia, prędkości kątovej oraz orientacji statku powietrznego.

W ramach monografii stworzona została struktura sieci neuronowej oraz dobrane zostały odpowiednie algorytmy pomocnicze. Powstało pokładowe urządzenie pomiarowe. Wykonane zostały badania z zainstalowanym urządzeniem wewnątrz statków powietrznych (PZL 104 Wilga, PZL 110 Koliber, PZL An-2, MS 880, Cessna 150, Cessna 172). Początkowe testy skupiały się na zbieraniu danych do celów naukowych oraz poprawy skuteczności sieci neuronowej. Przeprowadzono również pomiary weryfikacyjne w odniesieniu do metody referencyjnej, a także pomiary rzeczywiste dla wybranych statków powietrznych oraz różnych typów nawierzchni pasa startowego.

Słowa kluczowe: osiągnięcia naziemne, statki powietrzne, sztuczne sieci neuronowe, urządzenie pokładowe

Method of measuring aircraft ground performance using attention and excitation algorithms in a q-shaped artificial neural network model

Measuring the take-off and landing distance of an aircraft is an important aspect, especially in the process of certification of new types of aircraft, as well as during production tests. The actual take-off and landing distance is important information for pilots in conditions that deviate from the typical ones.

The aim of this monograph is to develop a method for measuring the ground performance of aircraft using an on-board measurement unit and software using artificial intelligence methods.

The monograph presents the process of developing the discussed method, verification tests and the actual application of the method. An on-board measuring device equipped with appropriate sensors and a q-shaped artificial neural network model using attention and excitation algorithms were developed. The method uses an inertial measurement unit to acquire data in the form of acceleration, angular velocity and aircraft orientation.

As part of the monograph, the process of developing the structure of the neural network and selecting appropriate algorithms was carried out. An on-board measuring device has been developed. Tests were carried out with the device installed inside the aircraft (PZL 104 Wilga, PZL 110 Koliber, PZL An-2, MS 880, Cessna 150, Cessna 172). These initial tests focused on collecting data for learning and improving the effectiveness of the neural network. Verification measurements were also carried out in relation to the reference methods, as well as actual measurements for selected aircraft and various types of runway surfaces.

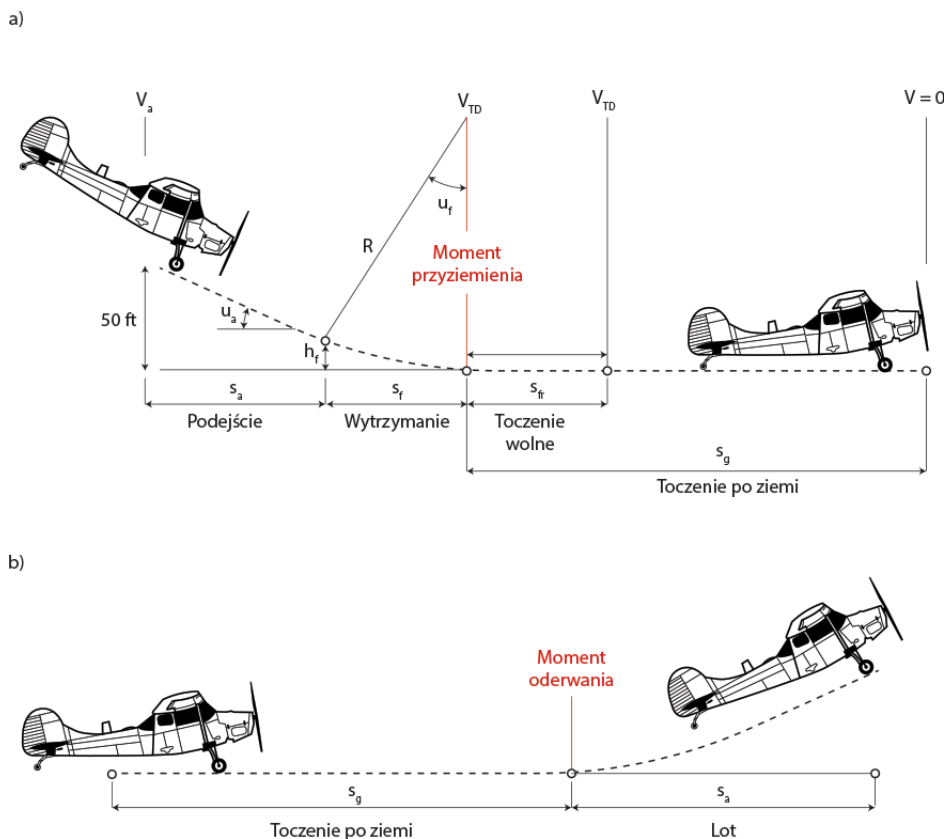
Keywords: ground performance, aircraft, artificial neural networks, on-board device

Wstęp

Osiągi samolotu na lotnisku odgrywają istotną rolę w zapewnieniu zarówno bezpieczeństwa, jak i komfortu podczas startu oraz lądowania. Przekładają się one na wydajność samolotu, w tym oszczędność energii w ruchu. Zagadnienie to było i jest przedmiotem badań, co potwierdzają liczne publikacje, w tym książki o charakterze podręcznikowym czy poradnikowym [1, 2, 3, 4], ale także artykuły naukowe [5, 6, 7]. Jednym z interesujących aspektów osiągnięć samolotu na ziemi jest badanie długości startu lub lądowania samolotu na trawiastym lotnisku.

Osiągi podczas lądowania i startu podane w specyfikacji certyfikacyjnej i dalej w Poradniku Eksploatacji Pilota (POH) są wartościami wzorcowymi, wyznaczonymi dla typowych warunków (np. sucha nawierzchnia betonowa lub nawierzchnia trawiasta przy zadanych parametrach gruntu oraz długości trawy, wilgotności itp.).

Pomiar długości startu lub lądowania samolotu jest ważnym aspektem, zwłaszcza w procesie certyfikacji nowych typów statków powietrznych, a także podczas testów produkcyjnych. Rzeczywista droga lądowania lub startu jest ważną informacją dla pilotów w warunkach, które odbiegają od typowych. Statek powietrzny podchodzi do lądowania poruszając się z prędkością V_a , na wysokości h_f rozpoczyna manewr wytrzymania przez odległość s_f . W chwili przyziemia porusza się on z prędkością V_{TD} i przez drogę s_{ft} utrzymuje tę prędkość – toczenie wolne. Droga zatrzymania s_g liczona jest od momentu przyziemia do osiągnięcia przez statek powietrzny prędkości $V = 0$. W przypadku startu droga toczenia się po ziemi s_g liczona jest od chwili, gdy statek powietrzny nie porusza się do momentu całkowitego oderwania od ziemi [1]. Graficzne przedstawienie momentu przyziemia i oderwania obrazuje rysunek 1.1.



Rys. 1.1. Graficzne przedstawienie momentu a) przyziemienia i b) oderwania [1]

Wciąż zdarzają się liczne wypadki, a nawet katastrofy, które są spowodowane przeszacowaniem osiągnięć samolotu na krótkich, nieutwardzonych pasach startowych [8, 9, 10, 11]. Zdarzają się one głównie w przypadku określania osiągnięć samolotów lekkich przy wykonywaniu operacji na nieutwardzonych lotniskach oraz lądowiskach trawiastych. Pomiar rzeczywistej odległości startu oraz dobiegu ma istotne znaczenie dla bezpieczeństwa. Często, gdy pilot przelatuje nad danym miejscem lądowania, nie jest w stanie z wystarczającą pewnością określić, czy w drodze powrotnej będzie on w stanie bezpiecznie wylądować, zwłaszcza jeśli długość dostępnej drogi startowej jest niewielka, a stan nawierzchni budzi dodatkowe wątpliwości (np. wysoka trawa, wilgotna, miękka gleba, nachylenie terenu) [8, 9]. Stosowane

w praktyce przemysłowej metody pomiaru nośności gruntu są nieadekwatne do powyższych warunków, głównie ze względu na trudności w realizacji, konieczność użycia specjalistycznego sprzętu oraz uzależnienie od techników dokonujących pomiarów naziemnych [12, 2]. Znacznie łatwiejszym rozwiązaniem, które wymaga mniejszego zaangażowania personelu, byłoby wykorzystanie pokładowego urządzenia pomiarowego.

Badania [13, 14, 15, 16, 17] wykazały, że moment przyziemia oraz oderwania jest możliwy do określenia poprzez wskazania m.in. akcelerometru. Sztuczna inteligencja i sieci neuronowe umożliwiają rozpoznawanie faz lotu. Odpowiednio zaprojektowane urządzenie pokładowe, stosujące algorytmy głębokiego uczenia, pozwoliłoby na przeprowadzanie pomiaru drogi startu i dobiegu w łatwy i szybki sposób, który nie wymaga zaangażowania personelu oraz pozwala na sprawne zbieranie danych.

Analiza stanu literatury

Start i lądowanie statku powietrznego uważane są za najniebezpieczniejsze fazy lotu. Wywierają wpływ na proces projektowania samolotu oraz na bezpieczeństwo. W obu omawianych fazach lotu istotny wpływ na bezpieczeństwo ma rodzaj nawierzchni, głównie dotyczy to operacji niekomercyjnych. Lotnictwo niekomercyjne jest popularne na całym świecie, a piloci często wykorzystują małe lokalne lotniska z gruntowymi pasami startowymi, które pokryte są trawą. Manewry naziemne wykonywane są w znacznie trudniejszych warunkach niż w przypadku nawierzchni utwardzonej – loty komercyjne. Na pasach gruntowych wpływ na ich parametry ma pogoda oraz rodzaj gleby [7].

Określenie drogi startu oraz lądowania statku powietrznego pozwala na przedstawienie pilotom odpowiednich informacji odnośnie wpływu różnego rodzaju czynników. Można wyróżnić następujące czynniki [12, 2, 18, 19]:

- wpływ wiatru;
- masa statku powietrznego;
- gęstość oraz temperatura powietrza;
- technika pilotażu;
- rodzaj i stan podłoża;
- parametry trakcyjne nawierzchni drogi startowej.

Podłoże jest głównym czynnikiem, który determinuje drogę lądowania oraz rozbiegu. Samo ukształtowanie terenu wpływa na drogę startu oraz lądowania, np. pas startowy o nachyleniu 2% w górę wydłuża drogę startu o około 15%, zaś nachylenie 2% w dół zmniejsza tę drogę o 10%. W przypadku lotnisk trawiastych istotny wpływ na osiągi naziemne ma m.in. wysokość trawy, a także wartość współczynnika szepności. Oba te czynniki w znaczący sposób wpływają na długość rozbiegu oraz dobiegu [14, 7, 18].

Zagadnienia związane z metodologią pomiaru lub estymacji drogi rozbiegu (od rozpoczęcie ruchu na pasie do momentu oderwania) oraz dobiegu (od momentu przyziemienia do całkowitego zatrzymania) były często poruszane w literaturze. W badaniach stosowano rozwiązania takie jak: fotografię o krótkich czasach naświetlania, metody inercyjne, przetwarzanie danych GPS (ang. Global Positioning System) oraz stosowanie markerów na pasach lotnisk. Stosowane metody można podzielić na trzy główne grupy, są to [20, 14]:

- metody analityczne i modele matematyczne;
- metody obserwacyjne oraz fotograficzne;
- metody wykorzystujące układy elektroniczne oraz oprogramowanie.

Istnieją metody analityczne, które pozwalają na wyznaczenie drogi startu lub lądowania. Jedną z nich wykorzystuje równanie wyprowadzone z ruchu ciała swobodnego z uwzględnieniem sił oddziałujących na samolot, przez co możliwe jest wyznaczenie długości drogi startu samolotu [7]:

$$x_g = -\frac{1}{2B} \ln \left(\frac{A}{A + BV_R^2} \right) \quad (2.1)$$

gdzie:

- V_R – prędkość rotacji [$\frac{m}{s}$];
- A – określone jest przez równanie (2.2);
- B – określone jest przez równanie (2.3).

$$A = \frac{(T_0 - f_t mg)}{m} \quad (2.2)$$

gdzie:

- T_0 – ciąg statyczny [N];
- f_t – współczynnik oporu toczenia [-];
- m – masa statku powietrznego [kg];
- g – przyspieszenie grawitacyjne [$\frac{m}{s^2}$].

$$B = - \left(\frac{k + \frac{1}{2\rho S(C_d - f_t C_L)}}{m} \right) \quad (2.3)$$

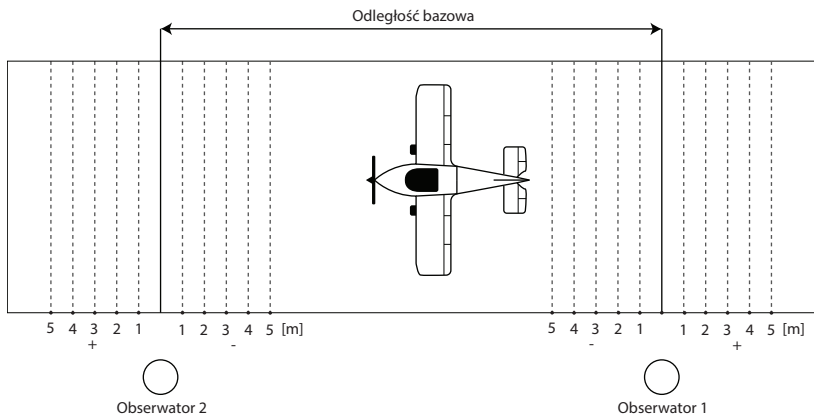
gdzie:

- k – współczynnik przyspieszenia [-];

- ρ – gęstość powietrza w warunkach normalnych [$\frac{kg}{m^3}$];
- S – powierzchnia skrzydeł [m^2];
- C_D – współczynnik oporu powietrza [-];
- C_L – współczynnik siły nośnej [-].

Powyższy wzór (2.1) bazuje na wykorzystaniu współczynnika oporu toczenia. Poprzez zastosowanie analizy, w której wszystkie pozostałe parametry oprócz zostają stałe, można zauważyć, że wraz ze wzrostem tego współczynnika długość drogi rozbiegu wzrasta wykładniczo [7].

Najprostszą, a zarazem najtańszą metodą pomiaru długości drogi startu i lądowania jest wykorzystanie znaczników w postaci pasów, które są umieszczane na pasie startowym. W celu wykonania pomiaru wykorzystuje się od 1 do 2 znaczników referencyjnych, które znajdują się w ustalonej odległości od pasa. Jeden znacznik składa się z kilku pomniejszych znaczników, które są ułożone w znanej odległości od znacznika referencyjnego. Przykład zastosowania omawianej metody przedstawiono na rysunku 2.1.



Rys. 2.1. Przykład zastosowania znaczników do określania długości drogi lądowania samolotu

Istnieje wariacja na temat tej metody, która pozwala przy wykorzystaniu pojedynczego markera na określenie odległości horyzontalnej, jak i wertykalnej. Błąd pomiarowy tej metody jest zależny od obserwatorów znajdujących się przy pasie startowym, a także tych przy markerach [14].

Metoda „paskowa” z wykorzystaniem aparatu fotograficznego pozwala na uzyskanie danych w postaci pozycji samolotu (wysokość, odległość) oraz czasu. Zdjęcia wykonywane są w stałych odstępach czasu, a położenie kamery względem pasa musi być znane w celu wyliczenia pozycji samolotu. Tak proces startowania, jak i lądowania zostaje zapisany na kliszy fotograficznej w postaci fotografii paskowej. Podobnym rozwiązaniem jest zastosowanie teodolitu z kamerą wideo, który zastępuje aparat fotograficzny [12, 2].

Teodolit z kamerą wideo na pokładzie statku powietrznego pozwala na określenie pozycji w przestrzeni trójwymiarowej. W celu wyznaczenia pozycji oraz wysokości samolotu wykorzystywane są metody fotogrametryczne. Wymagane jest, aby na pasie startowym lub w jego okolicy znajdowały się obiekty o znanych rozmiarach [12].

Trisponder firmy Del Notre jest to urządzenie, które pozwala na pomiar odległości horyzontalnej oraz w połączeniu z wysokościomierzem radiowym na pomiar wysokości. Urządzenie to składa się z DMU (ang. Distance Measuring Unit) – urządzenia do pomiaru odległości, głównego trispondera, przenośnego trispondera, anten oraz pozostałego osprzętu. Główny trisponder oraz DMU instaluje się na pokładzie statku powietrznego, a przenośny trisponder znajduje się na ziemi – takie rozmieszczenie pozwala na uproszczenie problemów związanych z korelacją czasu pomiędzy danymi [12].

Wysokościomierz laserowy jest urządzeniem, które pozwala na pomiar odległości poprzez zastosowanie modulowanej wiązki laserowej. Jednostka LDM (ang. Laser Distance Meter) może wykonywać pomiar odległości dla obiektów statycznych lub dla obiektów, które poruszają się z niewielką prędkością. Jednostka przetwarzająca dane, poprzez zastosowanie odpowiedniego modelu, określa przyszłe położenie samolotu oraz czas rozpoczęcia manewru lądowania. Ze względu na to, iż pomiar wymagany jest w chwili, gdy statek powietrzny znajduje się blisko ziemi, możliwym jest zastosowanie laserów o mniejszej sile, co w dalszym ciągu pozwoli na uzyskanie centymetrowej dokładności [21].

Jarosław Pytka i Piotr Budzyński opracowali metodę pomiarową, która bazuje na wykorzystaniu IMU (ang. Inertial Measurement Unit) wraz z modułem GPS. Zestaw czujników IMU zwraca przyspieszenie na osi z (oś prostopadłą do płaszczyzny podłoża), a moduł GPS określa położenie statku powietrznego. W chwili poruszania się statku

po nawierzchni gruntowej występują drgania o większej amplitudzie i innej charakterystyce niż te, które pojawiają się w trakcie lotu. Moment oderwania jest zauważalnym punktem dość dużej zmiany amplitudy, zaś moment przyziemia widoczny jest przez chwilowy znaczący wzrost amplitudy i późniejsze wygasanie wartości do amplitudy większej niż w chwili lotu. Zastosowano również optyczny czujnik prędkości umieszczony pod podwoziem statku powietrznego. W celu określenia dystansu dane z tego czujnika zostały przecałkowane w celu wyznaczenia drogi [22].

Droga lądowania statków powietrznych jest przedmiotem ciągłych badań związanych z pracami nad stworzeniem modelu matematycznego o zadowalającej dokładności. W przypadku rzeczywistych pomiarów z zastosowaniem pokładowego urządzenia pomiarowego, które nie wymaga dodatkowych elementów naziemnych, zadowalająca dokładność może być rozumiana jako błąd mniejszy niż 7% względem danej metody referencyjnej. Modele te uwzględniają różnego rodzaju czynniki zewnętrzne, takie jak m.in. pogoda, parametry statku powietrznego, parametry lotniska, które zostały wyselekcjonowane w trakcie badań. Stosowanymi początkowo rozwiązaniami były metody regresji, zaawansowane modele matematyczne oraz maszyny wektorów nośnych. W głównej mierze metody bazowały na parametrze, jakim jest kąt pochylenia statku powietrznego lub charakteryzowały się zbyt małą dokładnością. Hong Gao i in. stworzyli model sztucznej sieci neuronowej, który posiada algorytm wstecznej propagacji BP (ang. Back Propagation), zoptymalizowany przez algorytmy genetyczne GA (ang. Genetic Algorithm). Metoda ta ma skuteczność równą 76,3%, co jest wynikiem wyższym o 14,5% względem metod tradycyjnych. Ningning Zhao i Junchao Zhang opracowali model, który wykorzystuje założenia modelu Gao, jednak zastosowali oni dodatkowo algorytm Levenberg-Marquardt (LM). LM jest algorytmem optymalizacyjnym, który w sztucznych sieciach neuronowych wykorzystywany jest do szukania wartości minimalnej funkcji. Struktura modelu sieci BP przyjmuje 5 wartości wejściowych, są to:

- masa samolotu do lądowania;
- prędkość i kierunek wiatru;
- temperatura powietrza;
- elewacja lotniska;
- nachylenie pasa.

W modelu wykorzystana została jedna warstwa ukryta z 12 neuronami, funkcja aktywacji – tangens hiperboliczny. Sieć posiada jeden neuron wyjściowy o liniowej funkcji aktywacji. Relatywny błąd predykcji modelu wynosi 0,037%. Dokładność modelu jest wyższa od tych obecnie stosowanych [5, 23, 6, 24, 25, 26].

Jerzy Bakunowicz oraz Paweł Rzucidło stworzyli system pomiarowy z wykorzystaniem modułu pokładowego, który na podstawie wibracji, przez zastosowanie transformacji falkowej, określa moment przyziemienia. Głównym determinanem zastosowanego podejścia, były drgania, które dało się wyczuć w okolicach podwozia przedniego samolotu. Drgania te były wywołane przez przednie koło samolotu, które oscyloowało z dużą amplitudą. Zjawisko to jest dość powszechne dla lekkich samolotów, a oscylacje zazwyczaj występują w zakresie od 10 do 30 Hz. Przyczynami takiego zjawiska mogą być m.in.: niewystarczająca sztywność i niewyważenie koła. Omawiane drgania były na tyle silne, że załoga statku powietrznego była w stanie je zauważyć. Zjawisko to powstawało w chwili przyziemienia. Zamontowane urządzenie pozwalało na zbieranie danych w postaci przyspieszenia liniowego oraz prędkości kątowej w trzech osiach, kątów Eulera, ciśnienia statycznego wewnątrz kokpitu, danych nawigacyjnych oraz danych z systemu GPS. Analizie poddane zostały wartości przyspieszeń na osiach x oraz z , a funkcją, która była odpowiedzialna za detekcję przyziemienia, była zespolona falka Morleta. Funkcja ta pierwotnie opracowana została w celu analizy sygnałów sejsmicznych, z racji czego jej zastosowanie do detekcji przyziemienia jest uzasadnione. Funkcja ta bazuje na transformacie Fouriera, gdzie szerokość okna jest skalowana wraz ze zmianą częstotliwości. Autorzy artykułu zastosowali ciągłą transformację falkową CWT (ang. Continuous Wavelet Transform) [13, 27]. Wzór (2.4) przedstawia zastosowanie CWT na funkcji $f(t)$:

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt \quad (2.4)$$

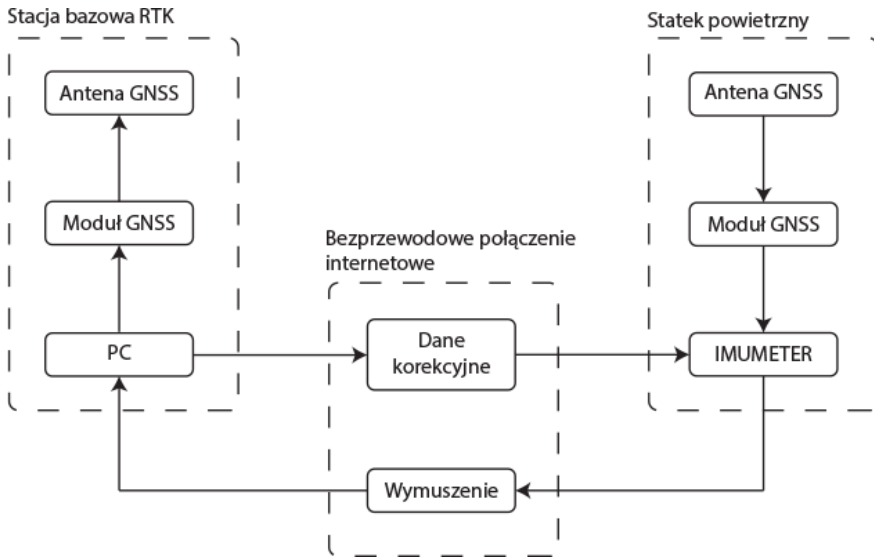
gdzie:

- u – współczynnik przesunięcia;
- s – współczynniki skali;
- ψ – falka matka – funkcja ciągła w dziedzinie czasu oraz częstotliwości;
- $*$ – wartość sprzężona.

Kolejnym z rozwiązań, które pozwalają na określenie długości drogi startu i lądowania samolotu, jest system pomiarowy IMUMETER. System ten wykorzystuje urządzenie pokładowe oparte na splotowych sieciach neuronowych, którego zadaniem jest pomiar osiągnięć naziemnych statków powietrznych. W początkowej fazie rozwoju urządzenia wykorzystywało sieć o małym stopniu skomplikowania. Użyte zostały dane z magnetometru i akcelerometru, w celu przewidzenia momentu przyziemienia. Dane były przetwarzane przy pomocy wzorów Rodrigueza co pozwoliło na wyznaczenie komponentu dynamicznego oraz kinematycznego dla określenia kąta przesunięcia osi. Sieć składała się z jednej warstwy splotowej, warstwy *max-pooling* oraz 2 warstw gęsto połączonych, pomiędzy którymi w czasie treningu zastosowana została warstwa *dropout*. Warstwa *max-pooling* zwraca wartość maksymalną z okna przesuwanego się po mapie cech. Warstwa *dropout* jest metodą regularyzacji, która w czasie treningu sztucznej sieci neuronowej wyłącza połączenia pomiędzy neuronami z określonym prawdopodobieństwem. Droga lądowania wyznaczana była przez metodę filtru Kalmana na podstawie przyspieszenia liniowego, a więc zastosowany został algorytm podwójnego całkowania. Pomiary obciążone były dość dużym błędem ze względu na jakość zastosowanego czujnika, jak i samą naturę filtru Kalmana. Podwójne całkowanie danych jest obciążone znacznym błędem [16, 15].

Dalszy rozwój urządzenia pozwolił na poprawę błędów poprzednika. Filtr Kalmana, który był stosowany do estymacji pozycji samolotu w chwili, gdy występowały problemy z odbiorem sygnałów z modułu GNSS, został zastąpiony modułem GNSS (ang. Global Navigation Satellite Systems) wraz ze stacją bazową RTK (ang. Real Time Kinematic), co pozwoliło na dokładne określanie położenia statku powietrznego.

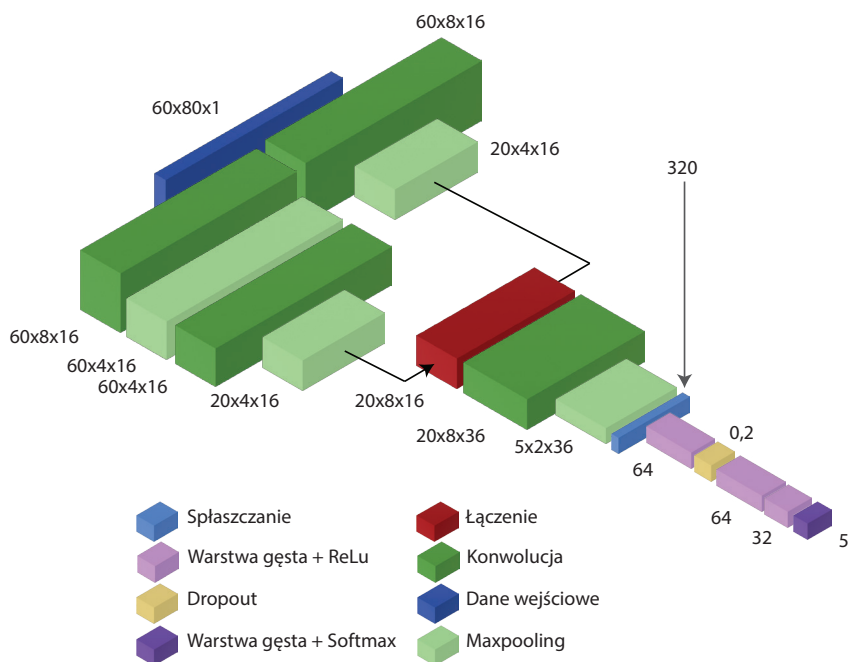
Zastosowana została jednostka przetwarzająca dane o większej mocy. Układ ten pozwolił na opracowanie nowej struktury sieci neuronowej ze względu na większą moc obliczeniową. Zastosowany został także nowy układ IMU, co zwiększyło liczbę danych wejściowych [17]. Struktura urządzenia przedstawiona została na rysunku 2.2.



Rys. 2.2. Struktura urządzenia [17]

Proponowana w tym opracowaniu sztuczna sieć neuronowa wykorzystuje 8 wartości jako dane wejściowe, tj. dane akcelerometru i magnetometru w osiach x , y i z , wysokość i prędkość samolotu, które są zbierane w czasie jednej minuty z częstotliwością 60 Hz. Zatem rozmiar danych wejściowych to $60 \times 8 \times 1$. W celu rozpoznania globalnych, jak i lokalnych cech, dane zostały podzielone na dwie gałęzie. W pierwszej gałęzi trafiają one do warstwy spłotowej z 16 filtrami i kernelem 3×4 z krokiem 1×1 , następnie zastosowana zostaje operacja *max-pooling* z kernelem i przesunięciem 3×2 . W drugim odgałęzieniu dane są podawane do warstwy spłotowej, a następnie do warstwy *max-pooling* z kernelem i krokiem 1×2 . Dane trafiają do warstwy spłotowej z 16 filtrami, kernelem 3×2 i przesunięciem 1×1 . Dane wyjściowe z obu gałęzi muszą posiadać ten sam rozmiar, dlatego została zastosowana warstwa *max-pooling* (kernel i przesunięcie 3×1) w drugiej gałęzi. Obie gałęzie są łączone (rozmiar: $20 \times 4 \times 16$), a dane trafiają do warstwy spłotowej – 32 filtry, kernel 2×2 i przesunięcie 1×1 , a następnie dane trafiają do warstwy *max-pooling* z kernelem i przesunięciem 1×1 . Ostateczny rozmiar danych to $5 \times 2 \times 32$. Dane przechodzą przez 4 warstwy neuronów gęsto połączonych, o liczbie neuronów kolejno: 320, 64, 64, 32, 5. W trakcie uczenia pomiędzy

warstwę pierwszą oraz drugą dodana została warstwa *dropout* [17]. Omawiana struktura sieci przedstawiona została na rysunku 2.3.



Rys. 2.3. Struktura sieci [17]

Metoda pomiarowa została zweryfikowana i sprawdzona poprzez porównanie odczytów urządzenia z pomiarami z markerów, które wykonywał obserwator. Przeprowadzono pomiary dla samolotów MS 880 oraz Cessna 172. Procentowe różnice pomiędzy wartościami wskazanymi przez obserwatora a pomiarami z wykorzystaniem urządzenia przedstawiono w tabeli 2.1.

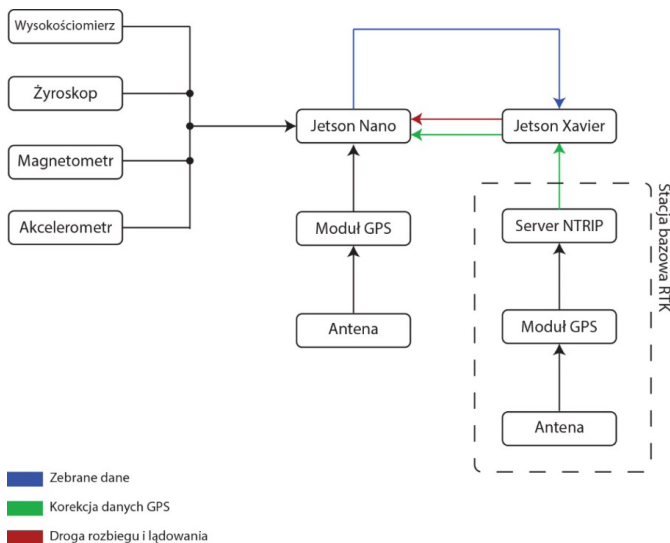
Tabela 2.1. Różnice procentowe pomiędzy wartościami wskazanymi przez obserwatora a pomiarami z wykorzystaniem urządzenia [17]

Samolot	Manewr	Pomiar	Wartość średnia – obserwator	Wartość średnia – urządzenie	Procentowa różnica
MS 880	Lądowanie	1	227,7	211,29	8,09
	Lądowanie	2	134,09	135,11	2,93
	Oderwanie	1	175,67	140,79	28,73
Cessna 172	Oderwanie	1	254,33	237,2	6,31

Metoda pomiaru długości startu i lądowania samolotu

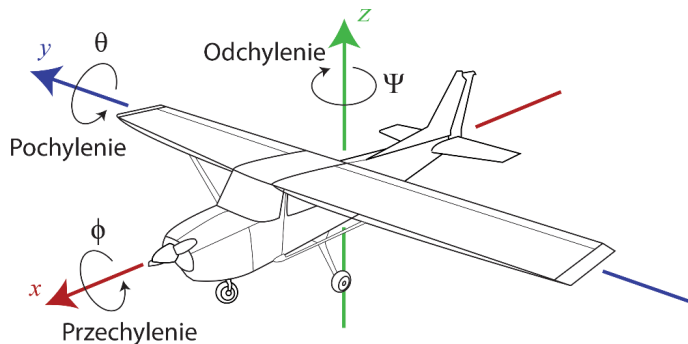
Głównym celem tej monografii jest opracowanie metody pomiaru oraz urządzenia pokładowego, wykorzystującej sieci neuronowe do określania drogi startu oraz lądowania samolotu. Pomiar dotyczy określania momentu przyziemienia oraz oderwania samolotu.

Nowe podejście skupia się na stworzeniu całego systemu od nowa, zarówno sprzętu, jak i oprogramowania. Zasadniczą nowością jest analiza danych nie w czasie rzeczywistym. Tego rodzaju rozwiązanie umożliwi dokładniejszą analizę danych. Poprzednie rozwiązanie [17], w chwili gdy czas obliczeń był zbyt długi, opuszczało bloki danych i zbierało z przedziału jedynie te, na które pozwalał czas obliczeń. Analiza danych *offline* pozwoli na analizę całościową po zakończonym locie. Struktura nowego rozwiązania została przedstawiona na rysunku 3.1.



Rys. 3.1. Struktura pokładowego urządzenia pomiarowego

Poprzednie badania wykazały, że efektywnymi danymi wejściowymi dla sieci neuronowej mogą być informacje, takie jak: przyspieszenie na trzech osiach (x, y, z), obrót samolotu dla kątów θ, ϕ oraz ψ , a także aktualna wysokość lotu [14, 15, 16, 17]. Wizualizacja kątów θ, ϕ, ψ została przedstawiona na rysunku 3.2.



Rys. 3.2. Wizualizacja kątów pochylenia θ , przechylenia ϕ , oraz odchylenia ψ dla opracowanego urządzenia

3.1. Pokładowe urządzenie pomiarowe

Podstawowym założeniem urządzenia było wykorzystanie przyspieszenia do określenia aktualnych faz lotu. W celu usprawnienia, w nowym urządzeniu zastosowany zostanie układ IMU o 10 stopniach swobody, który składa się z magnetometru, akcelerometru, żyroskopu oraz wysokościomierza. Droga lądowania oraz startu samolotu będzie określana za pomocą danych GNSS z wykorzystaniem RTK. Opis techniczny zastosowanych czujników został przedstawiony w tabeli 3.1.

Tabela 3.1. Opis czujników

Czujnik	Opis
Klient	Komputer jednoukładowy wyposażony w rdzenie tensorowe
Serwer	
GNSS – Klient	Moduł GNSS o wysokiej precyzji
GNSS – Serwer	
Akcelerometr	LSM6DS33
Żyroskop	
Magnetometr	LIS3MDL
Wysokościomierz	LPS25H

Główną jednostką, zainstalowaną na pokładzie samolotu, jest komputer jednokładowy (moduł SoM, ang. System on Module, wraz z płytką rozszerzeń), do którego podłączony jest układ GNSS wraz z anteną oraz wysokościomierz, żyroskop, magnetometr oraz akcelerometr. Jednostka odpowiedzialna jest za wykonywanie obliczeń związanych ze sztuczną siecią neuronową oraz zbieranie danych i wysyłanie ich do modułu bazowego. Omawiany moduł jest również serwerem NTRIP (ang. Networked Transport of RTCM via Internet Protocol), który przesyła przez internet dane korekcyjne do modułu GNSS, w celu zwiększenia jego dokładności. Do odbierania sygnałów GNSS zarówno na kliencie, jak i na serwerze, zastosowano dwuzakresowy moduł GNSS. Moduł ten wykorzystuje współbieżne odbiorniki GNSS i jest w stanie śledzić wiele konstelacji GNSS. Posiada wielopasmową architekturę *front-end*, która pozwala na odbieranie czterech głównych konstelacji – GPS, GLONASS, Galileo i BeiDou oraz satelit SBAS i QZSS jednocześnie. W tabeli 3.2 zostały przedstawione parametry omawianego modułu przy użyciu wszystkich konstelacji [28]. Oznaczenie CEP (ang. Circular Error Probable) wskazuje promień okręgu, do którego trafi 50% wiązek sygnału GPS.

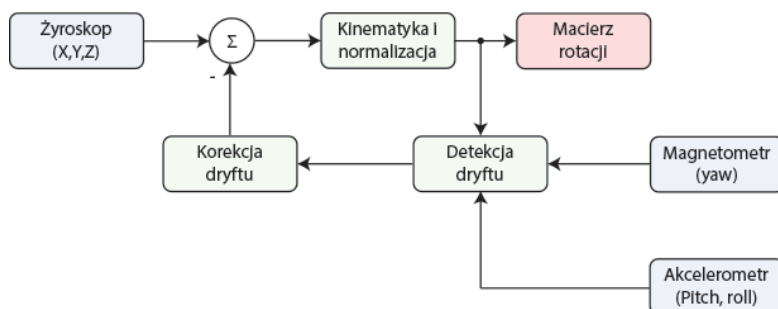
Tabela 3.2. Parametry układu GNSS [28]

Pozycja	System	Dokładność
Horyzontalna	PVT	1,5 m CEP
	SBAS	1,0 m CEP
	RTK	0,01 m + 1 ppm CEP
Wertykalna	RTK	0,01 m + 1 ppm R50

Do omawianego układu GPS, który został wykorzystany w jednostce pokładowej, została zastosowana antena wielopasmowa GNSS, pozwalająca na podwójny odbiór pasm L1/L2 dzięki dwupasmowej antenie RHCP (ang. Right-Handed Circular Polarization) z wbudowanym niskoszumowym wzmacniaczem LNA (ang. Low-Noise Amplifier) oraz filtrowaniem wstępnym. Umożliwia ona na odbiór sygnałów z GPS, GLONASS, Galileo i BeiDou. W przypadku serwera została zastosowana wielopasmowa antena geodezyjna, która zapewni dokładny pomiar w warunkach stacjonarnych. Antena składa się z płaszczyzny uziemiającej o średnicy 130 mm, a także wyposażona jest w sześć hybrydowych sprzęgaczy. Działa w pasmach L1 oraz L2 i pozwala na odbiór danych

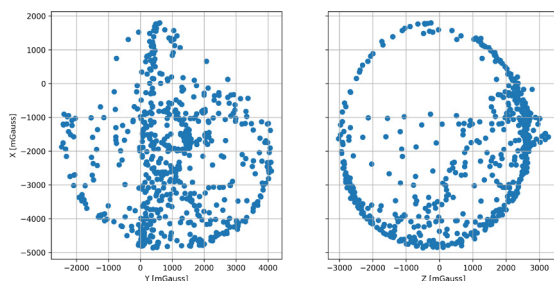
z czterech uprzednio wymienionych systemów GNSS. Takie rozwiązanie umożliwia zastosowanie RTK, dzięki czemu dokładność wskazania pozycji geograficznej jednostki pokładowej jest większa. Antena serwerowa musiała zostać umieszczona w miejscu charakterystycznym, którego lokalizacja geograficzna jest łatwa do zidentyfikowania, ze względu na to, że jest to punkt referencyjny [29].

Mikrokontroler odpowiedzialny jest za przetwarzanie danych z IMU. Kąty Eulera zostają wskazane przez zastosowanie algorytmu DCM (ang. Direct Cosine Matrix). Macierz obrotu bazuje na wykorzystaniu wskazania żyroskopu, dane z magnetometru oraz akcelerometru służą do korekcji dryftu. Macierz rotacji uzyskiwana jest po normalizacji skorygowanych danych z żyroskopu [30]. Zasadę działania omawianego algorytmu przedstawiano na rysunku 3.3.



Rys. 3.3. Schemat działania zmodyfikowanego algorytmu DCM [30, 31]

Przy stosowaniu algorytmu DCM bardzo ważnym etapem jest kalibracja czujników. Kalibrację magnetometru rozpoczęto od zebrania danych, czujnik był obracany w różnych kierunkach w celu zebrania wskazań. W takim przypadku wystarczy, aby przeskalować dane oraz zastosować przesunięcie. Wskazania magnetometru bez kalibracji zostały przedstawione na rysunku 3.4.

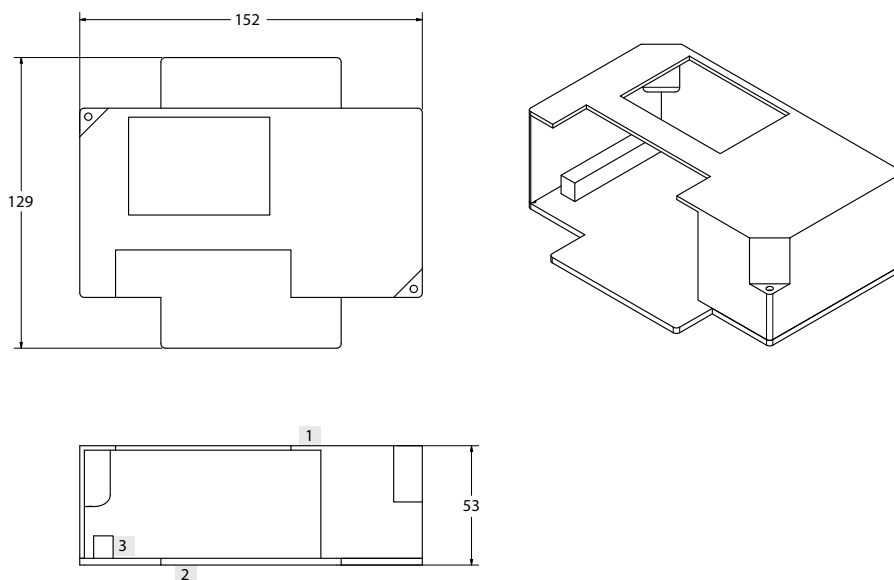


Rys. 3.4. Wskazania magnetometru bez kalibracji

Jak wynika z powyższych rysunków, dane rozciągnięte są wzdłuż osi x oraz przesunięte według pozostałych osi. W takim przypadku wystarczy, aby przeskalować dane oraz zastosować przesunięcie. Do tego celu zastosowanych zostanie 6 wartości – maksyma i minima dla wartości na każdej z osi. Wartości te pomogą w liniowej transformacji elipsoidy na kulę jednostkową. Podobna procedura została przeprowadzona dla pozostałych czujników. Dokładne parametry wszystkich czujników przedstawiono w tabeli 3.3.

Tabela 3.3. Parametry czujników, które składają się na układ IMU [32, 33, 34]

Akcelerometr	Zakres	± 2 g	± 4 g	± 8 g	± 16 g
	Czułość	$0,061 \frac{\text{mg}}{\text{LSB}}$	$0,122 \frac{\text{mg}}{\text{LSB}}$	$0,244 \frac{\text{mg}}{\text{LSB}}$	$0,488 \frac{\text{mg}}{\text{LSB}}$
Żyroskop	Zakres	± 125 dps	± 245 dps	± 500 dps	± 1000 dps
	Czułość	$8,75 \frac{\text{mdps}}{\text{LSB}}$	$17,50 \frac{\text{mdps}}{\text{LSB}}$	$35 \frac{\text{mdps}}{\text{LSB}}$	$70 \frac{\text{mdps}}{\text{LSB}}$
Magnetometr	Zakres	± 4 gauss	± 8 gauss	± 12 gauss	± 16 gauss
	Czułość	$6842 \frac{\text{LSB}}{\text{gauss}}$	$3421 \frac{\text{LSB}}{\text{gauss}}$	$2281 \frac{\text{LSB}}{\text{gauss}}$	$1711 \frac{\text{LSB}}{\text{gauss}}$
Wysokościomierz	Zakres	od 260 hPa do 1260 hPa			
	Czułość	$4096 \frac{\text{LSB}}{\text{hPa}}$			



Rys. 3.5. Schemat obudowy

Do urządzenia zaprojektowano obudowę przy wykorzystaniu oprogramowania CAD (ang. Computer Aided Design). Składa się ona z 3 części: części osłaniającej podzespoły (1), podstawy (2), mocowania mikrokontrolera (3). Projekt obudowy został przedstawiony na rysunku 3.5. Oznaczenia w tekście odpowiadają tym z rysunku 3.5.

Komputer jednoukładowy wraz z modułem GPS połączony jest z obudową za pomocą śrub, dystansów i nakrętek. Mikrokontroler zamocowany jest w specjalnie zaprojektowanym uchwycie, który przytwierdzony jest do dystansu. Zespoły czujników IMU przytwierdzone są również za pomocą połączeń gwintowych do podstawy. Podstawa wraz z jej górną częścią zmontowane są połączeniem gwintowym. Urządzenie przedstawione zostało na rysunku 3.6.



Rys. 3.6. Urządzenie pomiarowe w wersji prototypowej

3.2. Koncepcja sieci

Struktura sieci opiera się na dwóch gałęziach, w tym przypadku z zastosowaniem modułu „długiej pamięci krótkotrwałej” – LSTM (ang. Long Short-Term Memory) oraz modułu „atencji wielogłowicowej” – MHA – (ang. Multi Head Attention). Dodatkowym usprawnieniem jest moduł „ściskania i ekscytacji” SE (ang. Squeeze and Excitation), a także moduł CSP. Oba te rozwiązania zostaną przetestowane dla danych sztucznych. Przedstawiony powyżej model sieci został dobrany ze względu na wcześniejsze badania eksperymentalne oraz opisane przez

Vaswani [35] porównanie działania modeli z zastosowaniem samych warstw splotowych z warstwami transformatorów. W procesie nauki jako optymalizator został przyjęty algorytm ADAM [35, 36, 37, 38, 39].

Moduł długiej pamięci krótkotrwałej LSTM wykorzystuje pętlę, która pozwala na przepływ informacji z poprzednich stanów do stanów kolejnych. Mechanizm LSTM posiada bramki, które pozwalają na przechowywanie informacji przez wiele iteracji. Dane wejściowe dla aktualnego momentu x_t wraz z danymi wejściowymi h_{t-1} służą do wyznaczenia danych wyjściowych h_t . Moduł LSTM składa się z 3 bramek [40, 41]:

- f_t – bramka zapominająca;
- I_t – bramka wejściowa;
- O_t – bramka wyjściowa.

Do wartości przed przejściem przez bramkę nadawane są wagi W_{ft} , W_{it} , W_{ct} , W_o , oraz wyrazy wolne. Wartości te przechodzą przez funkcję aktywacji. Sigmoidalna funkcja aktywacji σ zwraca wartości między 0 a 1. Dla bramki f_t oznaczają one 0 – całkowite pozbycie się tej wartości (zapomnienie), 1 – zapamiętanie. Kolejnym etapem jest określenie, jaka nowa informacja będzie przechowywana w komórce LSTM. Wektor \tilde{C}_t utworzony przez funkcje tangensa hiperbolicznego jest kandydatem do zapamiętania. Bramka wejściowa określa, jak duży wpływ będzie miał kandydat \tilde{C}_t na zmianę wartości aktualnej komórki stanu C_t [42]. Zmiana wartości komórki stanu została przedstawiona za pomocą równania (3.1):

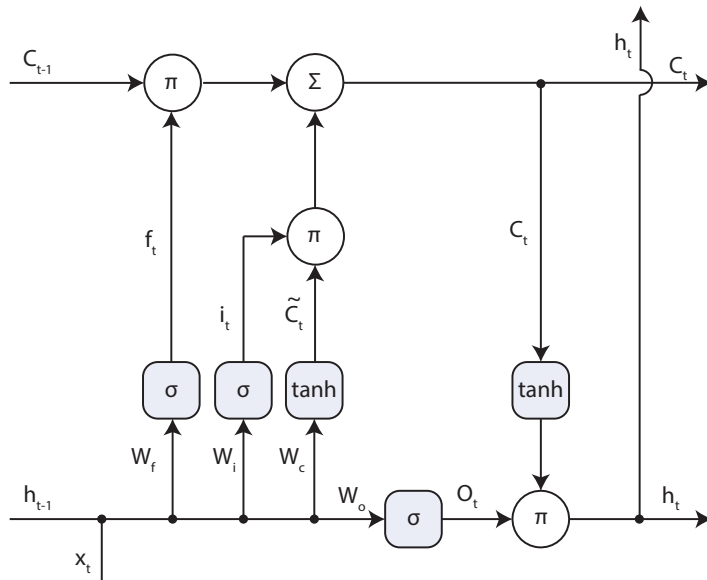
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (3.1)$$

Wartość wyjściowa h_t bazuje na poprzednim wyjściu h_{t-1} oraz wagach. Taka informacja przechodzi przez funkcję sigmoidalną. Otrzymana wartość mnożona jest przez aktualny stan komórki, który został przetworzony przez zastosowanie funkcji tangensa hiperbolicznego [42]. Obliczanie wartości wyjściowej h_t przedstawione zostało za pomocą wzoru (3.2), zaś rysunek 3.7 przedstawia ogólny schemat modułu LSTM.

$$h_t = \sigma(W_o[h_t, x_t] + b_o) * \tanh(C_t) \quad (3.2)$$

gdzie:

b_o – wyraz wolny, uzyskany w procesie nauki.



Rys. 3.7. Pojedyncza komórka LSTM [43]

Transformator składa się z 2 modułów enkodera oraz dekodera. Enkoder posiada 2 warstwy z połączeniami szczałkowymi, pierwsza z nich składa się z atencji wielogłowicowej oraz warstwy sumacyjnej i normalizacyjnej. W drugiej warstwie występuje warstwa skierowana oraz ponownie warstwa sumacyjna i normalizacyjna. Własną atencję oblicza się na podstawie projekcji wartości wejściowych przez trzy macierze, które zostały utworzone w procesie nauki, są to W^Q , W^K , W^V . Przetwarzanymi wartościami są Q , K , V . Mechanizm atencji oblicza wagi, które określają relatywne znaczenie każdej wartości w danym szeregu – K , dla danej wartości wyjściowej Q . Otrzymane wagi mnożone są przez dane wejściowe V [35, 44, 43, 45, 46]. Równanie atencji zostało przedstawione za pomocą wzoru (3.3):

$$A(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \quad (3.3)$$

gdzie:

- Q – pytanie;
- V – wartość;
- K – klucz;
- $\sqrt{d_k}$ – wartość zapobiegająca osiągnięciu ekstremalnie zbliżonych do 0 wartości gradientu, indeks k jest wymiarem K .

Macierze W^Q , W^K , W^V inicjowane są z losowo dobranymi parametrami, liczba macierzy w MHA jest równa h . Wiele podprzestrzeni w modelu pozwala na obliczenie h macierzy uwagi. Uzyskane macierze są łączone ze sobą i mnożone przez macierz W^O , która tak jak pozostałe powstała w procesie nauki sieci [35, 45]. Omawiany proces został opisany przez równanie (3.4):

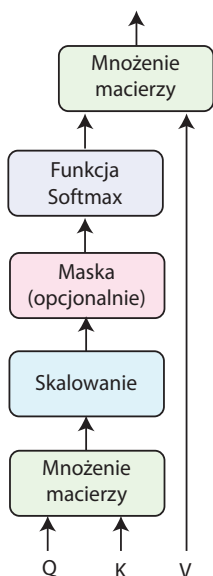
$$MHA(Q, K, V) = \text{łącz}(h_1, \dots, h_n)W^O \quad (3.4)$$

gdzie:

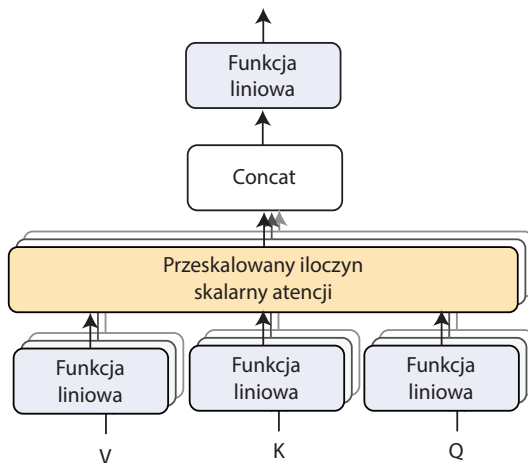
$$h_i = A(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$$

Na rysunku 3.8 został przedstawiony schemat działania uwagi oraz uwagi wielogłowicowej.

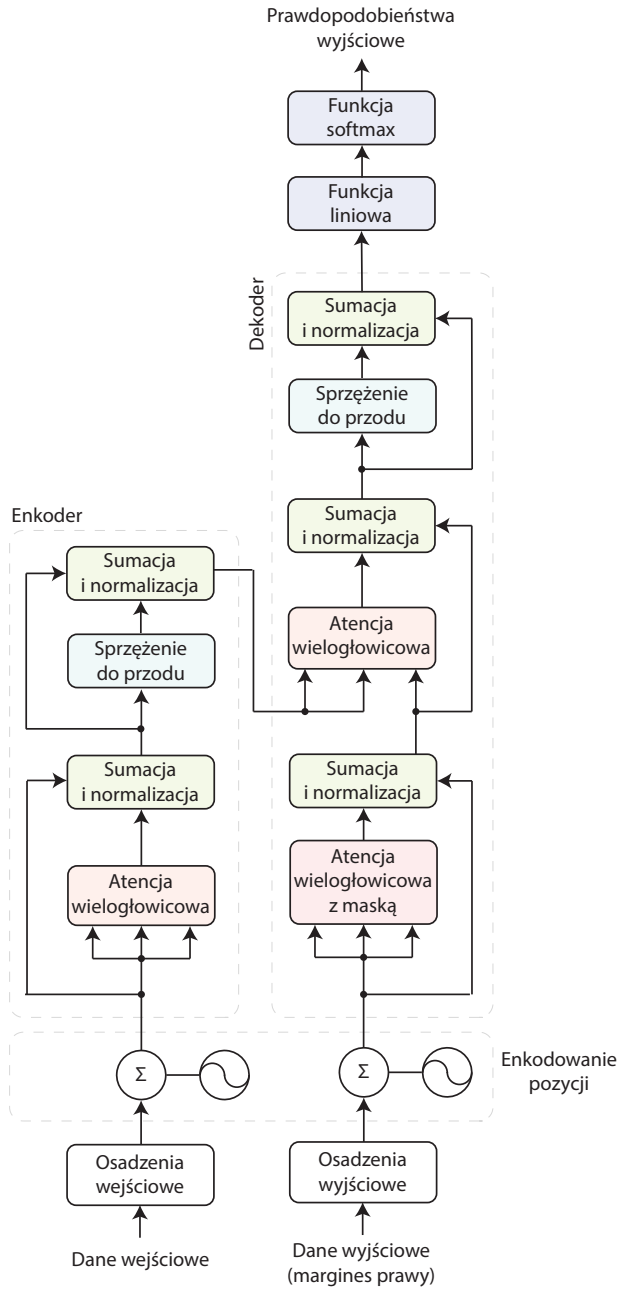
a) Moduł uwagi



b) Uwaga wielogłowicowa



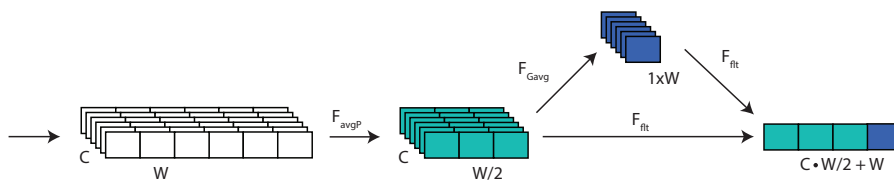
Rys. 3.8. Schemat: a) działania modułu uwagi oraz b) uwagi wielogłowicowej [35]



Rys. 3.9. Schemat działania transformatora [35]

W module transformatora dekodera składa się z 3 głównych warstw złożonych, każda z nich posiada połączenia szczałkowe. Dekoder jako dane wejściowe przyjmuje dane wyjściowe sieci. Pierwsza warstwa złożona składa się z modułu uwagi wielogłowicowej z zastosowaniem maski oraz warstwy sumacyjnej i normalizacji. Zastosowanie maski dla tych danych zapewnia, że predykcja wyjściowa na pozycji i bazuje na znanych wartościach wyjściowych na pozycji mniejszej niż i . Kolejna warstwa składa się z uwagi wielogłowicowej oraz warstwy sumowania i normalizacji. Z poprzedniej warstwy w dekodrze, do tej warstwy trafiają wartości Q – wartości wyjściowe uwagi wielogłowicowej z maską. Trafiają do niej również wartości K oraz V – wektory stanów ukrytych z enkodera. Ostatnia warstwa dekodera składa się ze sprzężenia do przodu oraz warstwy sumującej oraz normalizacyjnej. Prawdopodobieństwa wyjściowe uzyskiwane są poprzez liniową funkcję aktywacji, a następnie przez funkcję *softmax* [35, 46]. Schemat działania omawianego modułu transformatora przedstawiono na rysunku 3.9.

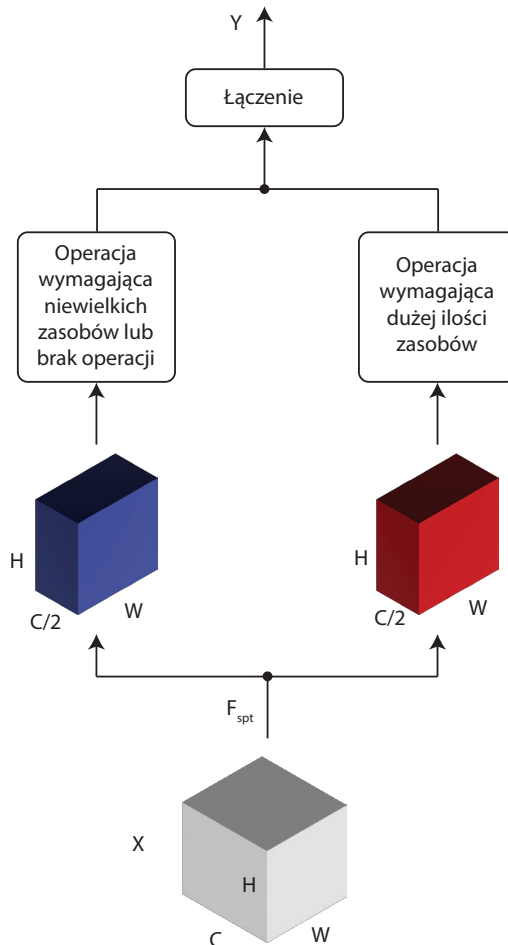
Moduł CAP zmniejsza wymiar danych poprzez zastosowanie funkcji zbierania wartości średnich – F_{avgP} , która uśrednia wartości z kolejnych par komórek dla wymiaru W . Kolejnym etapem jest połączenie otrzymanego tensora z tensorem, który został uzyskany poprzez zastosowanie operacji uśredniania globalnego. Oba tensory przed połączeniem zostały przekształcone do wektorów jednowymiarowych F_{flt} . Omawiany zestaw operacji przedstawiony został na rysunku 3.10. Moduł ten pozwala na uogólnienie cech dla wszystkich kanałów na zbiorze o długości wymiaru W .



Rys. 3.10. Zasada działania modułu CAP

Moduł CSP (ang. Cross Stage Partial) wykorzystuje podział danych wejściowych na dwie grupy według kanału. Dane podzielone są na dwie gałęzie, na jednej z nich przeprowadzane są operacje, które są wymagające pod względem obliczeniowym. Na drugiej gałęzi przeprowadzane są mało wymagające obliczenia lub dane pozostają tam

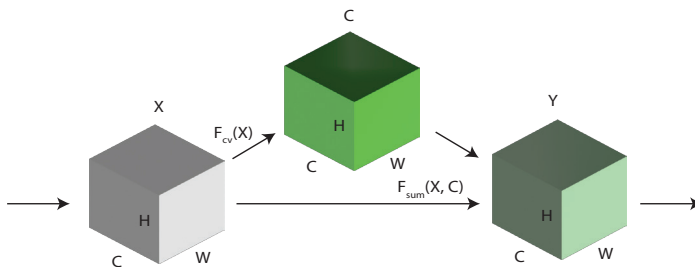
niezmienione. Rysunek 3.11 przedstawia ideę modułu CSP. Takie rozwiązanie pozwala na wykorzystanie urządzeń z mniejszą mocą obliczeniową. Rozwiązania tego rodzaju zmniejszają ryzyko powstania zjawiska „wąskiego gardła”. Zjawisko to wydłuża wymaganą liczbę cykli do ukończenia danego zadania, a co za tym idzie, zużywana jest większa ilość energii [47].



Rys. 3.11. Idea modułu CSP

Moduł CSP w optymalizacji struktury sieci wykorzystany zostanie wraz z modułem szczałkowym (ang. Residual). Moduł CSP na wejściu odbiera zestaw cech, a kolejną operacją jest zastosowanie wybranego deskryptora np. warstwy splotowej F_{CV} . Po zakończonej operacji dane muszą mieć taki sam kształt jak dane wejściowe, gdyż w późniejszym

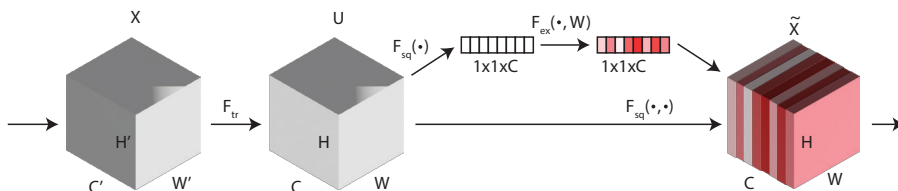
kroku tak tensor wejściowy, jak i ten po zastosowaniu deskryptora, zostają do siebie dodane – F_{sum} . Przez tego rodzaju rozwiązanie sieć uczy się zmian, jakie mają nastąpić w danej mapie cech, a nie całych transformacji. Przykładowy schemat działania modułu szcążkowego dla operacji splotu przedstawiono na rysunku 3.12.



Rys. 3.12. Przykładowy schemat działania modułu szcążkowego dla operacji splotu

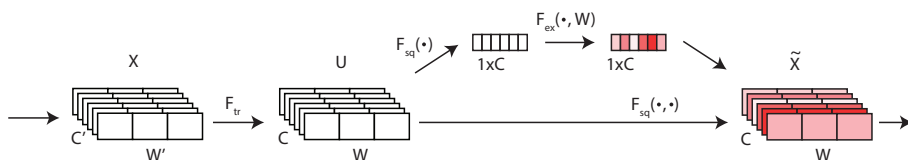
Przedstawione powyżej moduły w celu zastosowania w projektowanej sieci zostały dostosowane do tensorów dwuwymiarowych.

Moduł SE odpowiedzialny jest za kalibrację cech. Jego zastosowanie jest możliwe dla każdej transformacji F_{tr} , która mapuje wartości wejściowe X do U , w taki sposób, że $U \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$. Cechy U w pierwszej kolejności trafiają do deskryptora – F_{sq} , gdzie są agregowane wzdłuż wymiaru C , czyli dla wymiarów $H \times W$. Deskryptor wytwarza osadzenia globalne funkcji dystrybucji kanału. Dane po agregacji służą jako dane wejściowe dla mechanizmu samobramkowego (warstwa neuronów gęsto połączonych) F_{ex} . Mechanizm ten odpowiedzialny jest za utworzenie zbioru wag, który posłuży do modulacji wartości dla każdego z kanałów. Wagi te mnożone są skalarnie przez każdy tensor $H \times W$ dla kanału C [36]. Schemat omawianego modułu przedstawiony został na rysunku 3.13.



Rys. 3.13. Schemat modułu SE [36]

Ze względu na to, iż przedstawiony powyżej moduł SE działa na danych trójwymiarowych, na jego podstawie opracowany został moduł SE, który działa na danych dwuwymiarowych. Schemat działania dwuwymiarowego modułu SE przedstawiony został na rysunku 3.14.



Rys. 3.14. Moduł SE dla danych dwuwymiarowych

Zastosowanie modułu TC (ang. Temporal Convolution) pozwala na efektywne przechowywanie przeszłych stanów oraz na uzyskanie bardzo głębokich sieci. Standardowa warstwa splotowa jest w stanie przetrzymać przeszłe stany o rozmiarze liniowym. W modułach TC zastosowany jest splot dylatacyjny (ang. Dilated Convolution). Dla jednowymiarowego zbioru $x \in \mathbb{R}$ i filtrów takich, że $f : \{0, \dots, k-1\} \rightarrow \mathbb{R}$ operacja splotu dylatacyjnego F na elemencie zbioru s zdefiniowana jest przez wzór (3.5) [48]:

$$F(s) = (x *_d f) = \sum_{i=0}^{k-1} f(i) * x_{s-d*i} \quad (3.5)$$

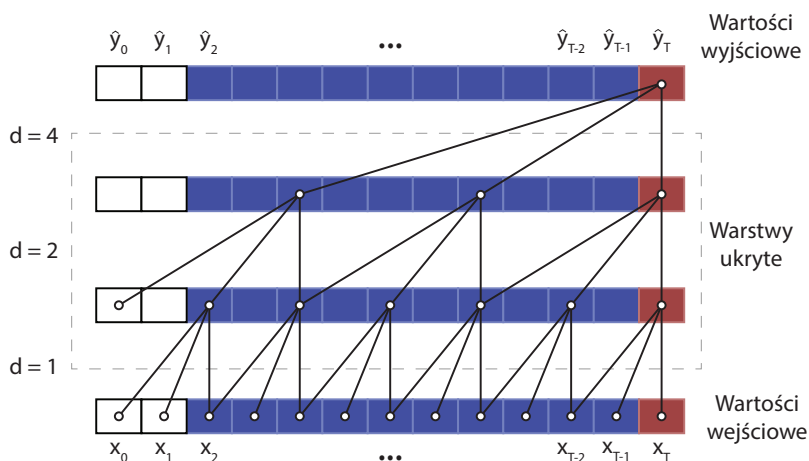
gdzie:

d – współczynnik dylatacji;

k – rozmiar filtru;

$s - d \cdot i$ – kierunek przeszłości.

Splot dylatacyjny działa na zasadzie zwykłej warstwy splotowej, która pomiędzy dwoma sąsiednimi filtrami wprowadza stały krok. Stosowanie większych wartości dylatacji przekłada się to, że dane wyjściowe będzie reprezentować większa liczba informacji wejściowych. Dla $d = 1$ splot dylatacyjny zachowywać się będzie tak samo jak zwykły splot. Rysunek 3.15 przedstawia schemat splotu dylatacyjnego. Moduł TC składa się ze splotu dylatacyjnego oraz połączenia szcążkowego, które pozwala na stabilizację głębszych sieci [48].



Rys. 3.15. Schemat splotu dylatacyjnego [48]

Algorytm ADAM (ang. ADAPtive Moment Estimation) odpowiedzialny jest za adaptacyjną estymację momentu. Wykorzystywany jest on w celu optymalizacji gradientu spadku. Jest on kombinacją dwóch metodologii gradientów spadku: pędu oraz propagacji średniej kwadratowej RMSP (ang. Root Mean Square Propagation). Równania (3.6) oraz (3.7) kolejno przedstawiają metodę pędu oraz RMSP, wykorzystywane w algorytmie ADAM [49, 39, 50]:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \frac{\delta L}{\delta \omega_t} \quad (3.6)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \left[\frac{\delta L}{\delta \omega_t} \right]^2 \quad (3.7)$$

gdzie:

- β – parametry kontrolujące tempo zaniku średnich kroczących;
- δL – pochodna funkcji straty;
- $\delta \omega_t$ – pochodna wag w czasie t .

W początkowej fazie parametry β_1 oraz β_2 są równe 0. Parametry te wykazują tendencje do osiągnięcia wartości 0 w chwili, gdy są one równe 1. Rozwiązaniem tego problemu jest zastosowanie wartości korygujących, które opisane są przez równania (3.8) oraz (3.9):

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (3.8)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (3.9)$$

Wagi ω_{t+1} obliczane są na podstawie uprzednich wartości poprzez zastosowanie powyższych równań. Omawiany proces został opisany poprzez równanie (3.10):

$$\omega(t+1) = \omega_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} * \hat{m}_t \quad (3.10)$$

gdzie:

α – szybkość uczenia LR (ang. Learning Rate);

ϵ – wartość stała przeciwdziałająca dzieleniu przez 0.

Podstawowymi parametrami, które zostały zaproponowane przez Diederik Kingma i Jimmy Ba, są: $\alpha = 0,001$; $\beta_1 = 0,9$; $\beta_2 = 0,999$; $\epsilon = 10^{-8}$ [39]. Uprzednio przedstawione moduły zostaną sprawdzone przy typowaniu ostatecznej struktury sieci. Podstawowym założeniem jest wykorzystanie dwóch gałęzi, z których jedna będzie operować na danych z akcelerometru oraz na kącie obrotu z użyciem modułu uwagi, zaś druga gałąź wykorzysta wysokość lotu z komórkami LSTM lub TC.

Zaprojektowana struktura sieci wstępnie zostanie nauczona na danych stworzonych sztucznie, które w pewnym stopniu odzwierciedlają dane rzeczywiste. Wygenerowanie dużego zbioru danych sztucznych jest procesem znacznie szybszym i łatwiejszym niż zbieranie dużego zestawu danych rzeczywistych. W ten sposób sieć zostanie wstępnie nauczona rozpoznawania cech przebiegów czasowych. Pozwoli to na zmniejszenie ilości danych rzeczywistych, które są potrzebne do uzyskania odpowiedniej dokładności sieci.

3.3. Sztuczne dane

Wytworzenie sztucznych danych uczących ma na celu nauczenie sieci rozpoznawania cech na dużym zbiorze treningowym. Pozwoli to w późniejszym etapie na zastosowanie operacji *transfer learning*. Umożliwi to naukę sieci na mniejszym zbiorze danych rzeczywistych i zapewni wysoką dokładność sieci. Wszystkie symulowane wartości zostały przy-

jęte jako wartości bezwymiarowe, które pozwolą jedynie na utworzenie danych pomocnych w nauce sieci. Dane zostały zasymulowane w podobny sposób, w jaki będą trafiać do sieci odczyty z czujników. Dlatego też należało zasymulować 7 przebiegów czasowych:

- przyspieszenie w osi: x, y, z ;
- wskazanie magnetometru oraz żyroskopu, po zastosowaniu algorytmu DCM, a więc kąty obrotu (θ, ϕ, ψ);
- wysokość lotu.

Sztuczne dane zostały stworzone poprzez określenie 6 punktów charakterystycznych. Dla każdego generowanego lotu do pozycji punktów na trzech osiach x, y oraz z dodawany był współczynnik r – pewna losowa wartość, która wprowadzała różnice w wygenerowanych wynikach. Każdy z punktów został połączony z kolejnym liniowo, a dane zostały przeskalowane w taki sposób, aby odzwierciedlić częstotliwość próbkowania czujników – 25 Hz. Otrzymana w ten sposób trajektoria lotu posiada „ostre krawędzie”, które należy wygładzić. Do tego celu zastosowany został algorytm lokalnie ważnego wygładzania wykresu punktów – LOWESS (ang. Locally Weighted Scatterplot Smoothing). Algorytm polega na początkowym dopasowaniu poprzez metodę k -najbliższych sąsiadów i zastosowaniu pewniejszej metody do określenia ostatecznego wyniku. Dla każdej iteracji i obliczane zostają estymatory $\hat{\beta}_j(x_i)$ dla $j = 0, \dots, d$, parametrów w regresji wielomianowej o stopniu d . Dopasowanie y_k na x_k odbywa się poprzez metodę ważonych najmniejszych kwadratów z wagą $W_k(x_i)$ dla (x_k, y_k) . Estymatory $\hat{\beta}_j(x_i)$ są takimi wartościami, które minimalizują wyrażenie (3.11) [51]:

$$\sum_{k=1}^n W_k(x_i) \left(y_k - \sum_{j=0}^d \beta_j x^j \right)^2 \quad (3.11)$$

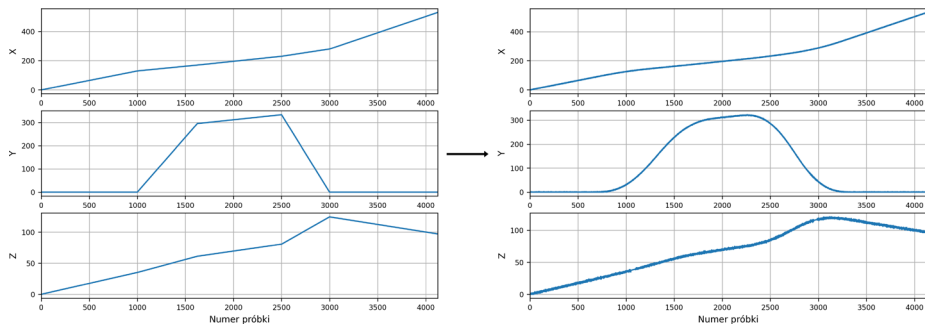
Współrzędne wygładzonego punktu na osi x poprzez zastosowanie lokalnej ważonej regresji o stopniu d do (x_i, \hat{y}_i) , gdzie \hat{y}_i jest wartością określoną przez wzór (3.12) [51]:

$$\hat{y}_j = \sum_{j=0}^d \hat{\beta}_j(x_i) x_i^j = \sum_{k=i}^n r_k(x_i) y_k \quad (3.12)$$

gdzie:

$r_k(x_i)$ – jest współczynnikiem powstałym z regresji i nie jest on zależny od y_j dla $j = 1, \dots, n$.

Następnym etapem jest utworzenie funkcji wag, której pewność określana jest na podstawie błędu wartości dopasowanej \hat{y}_i , a wartości rzeczywistej δ_k . Dla każdej iteracji obliczana jest nowa wartości \hat{y}_i poprzez metodę ważonych najmniejszych kwadratów $\delta_k W_k(x_i)$ w (x_k, y_k) . Przykładowe wygładzenie danych przedstawiono na rysunku 3.16.



Rys. 3.16. Przykładowe wygładzenie danych: a) dane przed wygładzeniem, b) dane po wygładzeniu

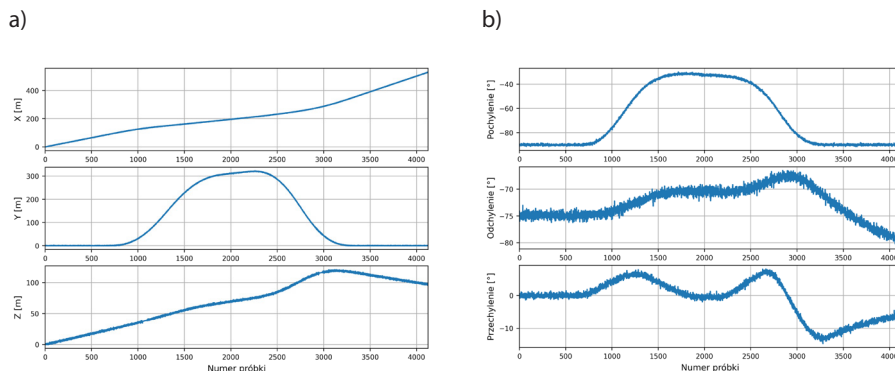
Kąty θ i Ψ obliczane są na podstawie wcześniej wygenerowanej drogi poprzez zastosowanie dwuargumentowej funkcji $\text{arcTan}(x,y)$, która określona jest przez wzór (3.13) [52]:

$$\text{atan2}(x, y) = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y}{x}\right) & x > 0 \\ \arctan\left(\frac{y}{x}\right) + \pi & x < 0 \text{ i } y \geq 0 \\ \arctan\left(\frac{y}{x}\right) - \pi & x < 0 \text{ i } y < 0 \\ \frac{\pi}{2} & x = 0 \text{ i } y > 0 \\ -\frac{\pi}{2} & x = 0 \text{ i } y < 0 \\ \text{niezdefiniowane} & x = 0 \text{ i } y = 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

W celu obliczenia przebiegu czasowego wartości kąta ϕ , została zastosowana różnica pomiędzy kolejnymi wartościami kąta $\Psi - SYaw$. Przyjęto, że kąt ϕ jest w pewnym stopniu zależny od kąta Ψ . W celu zwiększenia wartości kąta ϕ użyty został dodatkowy współczynnik – R_r . Obliczanie wartości kąta ϕ dla kolejnych wartości przedstawione zostało za pomocą wzoru (3.14):

$$SRoll_i = \begin{cases} (SYaw_{i+1} - SYaw_i) & i > 0 \\ (SYaw_2 - SYaw_1) & i = 0 \end{cases} \quad (3.14)$$

Do powstałych danych zarówno kątów obrotu, jak i trajektorii zostaje dodany szum. Ma on za zadanie odtworzyć warunki rzeczywiste. Zaszumione sztuczne dane przedstawione zostały na rysunku 3.17.



Rys. 3.17. Wygenerowane dane z szumem: a) droga, b) kąt obrotu

Ostatni etap tworzenia sztucznych danych obejmował uzyskanie przyspieszenia na podstawie pozycji, czyli podwójnego różniczkowania pozycji. Do tego celu została zastosowana metoda Savitzky'ego-Golaya, która pozwala na podwójne różniczkowanie szeregu czasowego. Algorytm jest filtrem splotowym, który może posłużyć zarówno do wygładzenia sygnału bez utraty jego dokładności, jak i do różniczkowania wygładzonego sygnału. Metoda ta bazuje na dopasowaniu tablicy n , która składa się z $2m+1$ elementów, gdzie m jest dodatnią liczbą rzeczywistą z przedziału od 1 do 12, do wielomianu określonego wzorem (3.15) [53]:

$$Y_j = \sum_{i=(1-n)/2}^{(m-1)/2} C_i y_{j+1}, \quad \frac{m+1}{2} \leq j \leq \frac{m-1}{2} \quad (3.15)$$

gdzie:

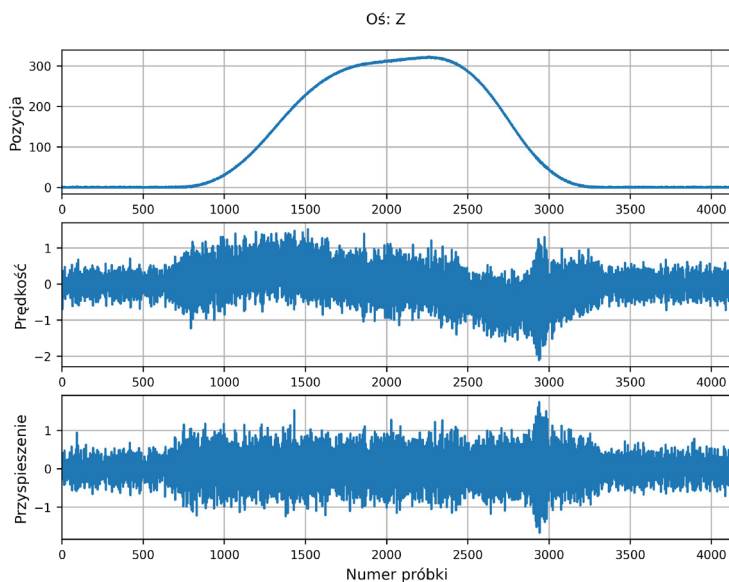
m – liczba współczynników splotu;

C_i – współczynniki splotowe;

x_i – wartość niezależna;

y_i – wartość obserwowana.

Pierwsza i druga pochodna z przykładowej drogi na osi y została przedstawiona na rysunku 3.18.



Rys. 3.18. Prędkość i przyspieszenie otrzymane poprzez zastosowanie metody Savitzky'ego–Golaya na wygenerowanych danych

Dane oznaczane są jako przynależne do jednej z trzech klas: start (rozbieg), lot bądź lądowanie. Okna z danymi dla każdej z klasy są do siebie rozmiarowo zbliżone. Takie rozwiązanie pozwoli na uniknięcie niebalansowania zestawu danych.

W celu nauczenia sieci rozpoznawania cech wygenerowane zostały trzy zestawy danych:

- zestaw treningowy, na którym podczas nauki sieć będzie uczyć się cech sygnału (składa się z 500 lotów);
- zestaw walidacyjny, również wykorzystywany do nauki sieci, który zastosowany zostanie jako główna metryka określająca dokładność sieci (składa się ze 125 lotów);
- zestaw testowy, na który sieć zostanie sprawdzona po skończonej nauce (składa się ze 125 lotów).

3.4. Optymalizacja hiperparametrów sieci

Odpowiednie wartości hiperparametrów dobierane są eksperymentalnie, zaś przedziały, w których wartości optymalne mogą się znajdować, wybrane zostały na podstawie stopnia skomplikowania

sieci i czasu, jaki byłby potrzebny na naukę sieci. Dlatego też model sieci M został określony przez parametry: L_{ni} , H_s , H_n , d_f , T , D_n , D . W tabeli 3.4 przedstawione zostały parametry, które będą optymalizowane, a także ich symbole oraz zakresy.

Tabela 3.4. Wybrane zakresy parametrów do optymalizacji

Oznaczenie	Znaczenie	Wybrane wartości	
L_{ni}	Liczba neuronów w gęstej warstwie i .	L_{n1}	512,512,512,512,256
		L_{n2}	256,256,64,0
		L_{n3}	64,0,0,0
H_s	Szerokość modułu uwagi	32,64,28,256	
H_n	Wysokość modułu uwagi	1,2,3,4	
d_f	Liczba filtrów w każdej warstwie splotu	4,6,12,16,32	
T	Liczba bloków transformatorów	1,2,3,4	
D_n	Procent wyłączanych neuronów w warstwach gęstych	0,2; 0,3; 0,4; 0,5	
D	Procent wyłączanych neuronów w module uwagi	0,2; 0,3; 0,4; 0,5	

W trakcie procesu optymalizacji sieć została nauczona dla każdej kombinacji parametrów przez dwie epoki w celu sprawdzenia tych wartości, które były dla niej optymalne. Zastosowany został algorytm ADAM z parametrami $\alpha = 0,001$; $\beta_1 = 0,9$; $\beta_2 = 0,999$; $\epsilon = 10^{-8}$ według [39]. Główne grupy optymalizacyjne zostały wyznaczone według hiperparametrów L_{ni} i są to:

- {512, 256, 64};
- {512, 256};
- {512, 64};
- {512};
- {256}.

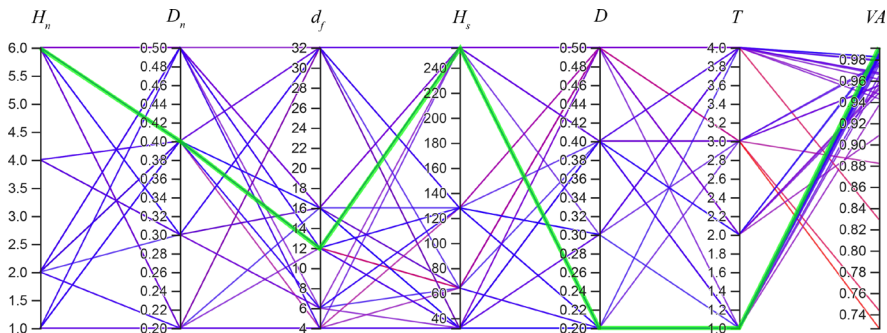
Dla każdej z wyżej wymienionych grup w tabeli 3.5 przedstawione zostały optymalne parametry oraz dokładność na zestawie testowym – A_V . Wartość ta jest w tym przypadku głównym wyznacznikiem parametrów optymalnych.

Poprzez optymalizację udało się określić końcową strukturę sieci, która składa się z tylko jednego bloku transformacji. Dokładność na zbiorze testowym została osiągnięta na wysokim poziomie.

Tabela 3.5. Optymalne wyniki dla każdej z grup

Parametr	Grupa optymalizacyjna				
L_{ni}	{512, 256, 64}	{512,256}	{512,64}	{512}	{256}
H_s	256	256	128	32	128
H_n	6	6	2	2	2
d_f	12	12	12	6	12
T	1	1	1	1	1
D_n	0,4	0,4	0,5	0,2	0,5
D	0,2	0,2	0,3	0,3	0,3
A_{V^*}	0,99112	0,98785	0,99022	0,98958	0,98929

Optymalizacja parametrów została przeprowadzona z wykorzystaniem algorytmu HyperBand [54]. W procesie optymalizacji powstało wiele wersji sieci w celu ustalenia najlepszego kandydata. Algorytm ten tworzy wiele kombinacji ustalonych hiperparametrów, przez co powstają liczne modele. W większości przypadków modele posiadały podobną charakterystykę krzywych uczenia. Jedynie kilka rozwiązań stanowczo odstawało od grupy. Modele te charakteryzowały się znacznie gorszą dokładnością. Optymalizacja parametrów została zwizualizowana na rysunku 3.19 poprzez widok współrzędnych równoległych.



Rys. 3.19. Widok współrzędnych równoległych dla optymalizowanych hiperparametrów

Jak wynika z powyższego rysunku (rys. 3.19), znaczący wpływ na dokładność w zestawie walidacyjnym ma liczba modułów transformatora. Zastosowanie jednego modułu transformatora w zależności od pozostałych parametrów pozwala na osiągnięcie wysokiej dokładności. Dla większej ilości modułów zauważalne są przypadki, w których dokładność osiąga wartości poniżej 0,9200. Spowodowane może to być nadmiernym przyzwyczajaniem się modelu do zestawu danych trenin-

gowych. Podobne zachowanie zaobserwować można w liczbie filtrów oraz w procencie wyłączanych elementów w module uwagi. Wzrost wartości wyłączanych neuronów pozwala na zmniejszenie tendencji modelu do nadmiernego przyzwyczajania się do zestawu treningowego, jednak w połączeniu z małymi wartościami pozostałych parametrów określających moduł uwagi, wpływa on niekorzystnie na dokładność. Szerokość modułu uwagi przejawia podobny wpływ na dokładność, jednak większa szerokość modułu osiągnęła najwyższą wartość dokładności ze względu na optymalizację pozostałych parametrów. Najniższą wartością dokładności dla szerokości modułu uwagi równej 256 wynosi 0,9366. Procent wyłączanych elementów w module uwagi dla wartości 0,5 odznacza się wartościami dokładności w przedziale od 0,9671 do 0,7437 – występuje duży rozrzut wartości. Podobna zależność występuje dla wysokości modułu uwagi w przypadku wartości 6.

Bazowy model sieci składa się z dwóch gałęzi, z których jedna posiada moduł LSTM, zaś druga moduł transformatora. Wartości z drugiej gałęzi trafiają do modułu CAP. Ostatecznie wszystkie wartości są łączone i przechodzą do zbioru warstw neuronów w pełni połączonych. W przypadku danych sztucznych dla bazowej struktury sieci maksymalna liczba epok do nauki wyniosła 150. Ze względu na brak poprawy parametru dokładności dla zestawu testowego uczenie zostało przerwane na epoce 29. Została osiągnięta dokładność dla zestawu testowego na poziomie 0,9956. W celu usprawnienia sieci na końcu obu gałęzi został zastosowany moduł SE, dzięki któremu udało się zwiększyć dokładność dla danych testowych o 0,0004.

Sprawdzono również moduł CSP przed modułem MHA. Moduł CSP został sparametryzowany przez dwie zmienne określające liczbę filtrów w pierwszej warstwie splotowej – f_{csp1} oraz przez f_{csp2} – liczbę filtrów w drugiej warstwie splotowej i module CSP. Oba optymalizowane parametry zawierały się w zbiorach {32,64,128,256}. Wyniki optymalizacji: $f_{csp1} = 128$ oraz $f_{csp2} = 32$. Cały proces nauki zakończył się na 14 epoce z osiągnięciem wartości dokładności na zestawie testowym równej 0,9902.

Zgodnie z opisem przedstawionym przez Ramiro Casala i in. został zastosowany moduł TC przed warstwą transformatora oraz zamieniony moduł LSTM na TC. Ponowną optymalizację zaczęto od parametryzacji liczby filtrów w każdej z warstw. Rozpoczęto od zastosowania dwóch warstw w uprzednio wymienionych miejscach. Cztery parametry defi-

niują liczbę filtrów w gałęziach – f_{TCN3} oraz f_{TCN4} w gałęzi z modułem MHA oraz f_{TCN1} i f_{TCN2} w gałęzi drugiej. Optymalizacja została przeprowadzona dla parametrów ze zbioru $\{32,64,128\}$ Optymalne parametry: $f_{TCN1} = f_{TCN2} = f_{TCN3} = 32$, $f_{TCN4} = 128$, macierz dylatacji dla wszystkich warstw pozostała niezmienna – $\{1,2,4\}$. Po 24 epokach nauka została zatrzymana, osiągnięta dokładność na zestawie testowym wyniosła 0,9933. Ze względu na znaczny wzrost parametrów pierwszy etap uczenia został wydłużony o 5 epok. Po zastosowaniu zmian, po 37 epokach udało się osiągnąć dokładność na zestawie testowym równą 0,9972. Ostatnia struktura sieci, która została sprawdzona, składa się z modułu SE oraz modułu TC, który zastąpił LSTM. Zastosowano dwie warstwy TC, w których liczbę filtrów sparametryzowano jako f_{TCNs1} oraz f_{TCNs2} , optymalizacja przebiegała dla wartości ze zbioru $\{32,64,128\}$. Dobrane zostały następujące wartości $f_{TCNs1} = 64$ oraz $f_{TCNs2} = 128$, macierz dylatacji pozostała stała – $\{1,2,4\}$. Sieć osiągnęła dokładność dla zestawu testowego równą 0,9977 przy wartości funkcji straty równej 0,0071. Udało się to osiągnąć po 39 epokach. Zestawienie wszystkich opisywanych rozwiązań przedstawiono w tabeli 3.6. Oznaczenia w tabeli:

- PNT – parametry możliwe do trenowania;
- N-PMT – parametry nie możliwe do trenowania;
- VA – dokładność dla zestawu testowego;
- FS – wartość funkcji straty.

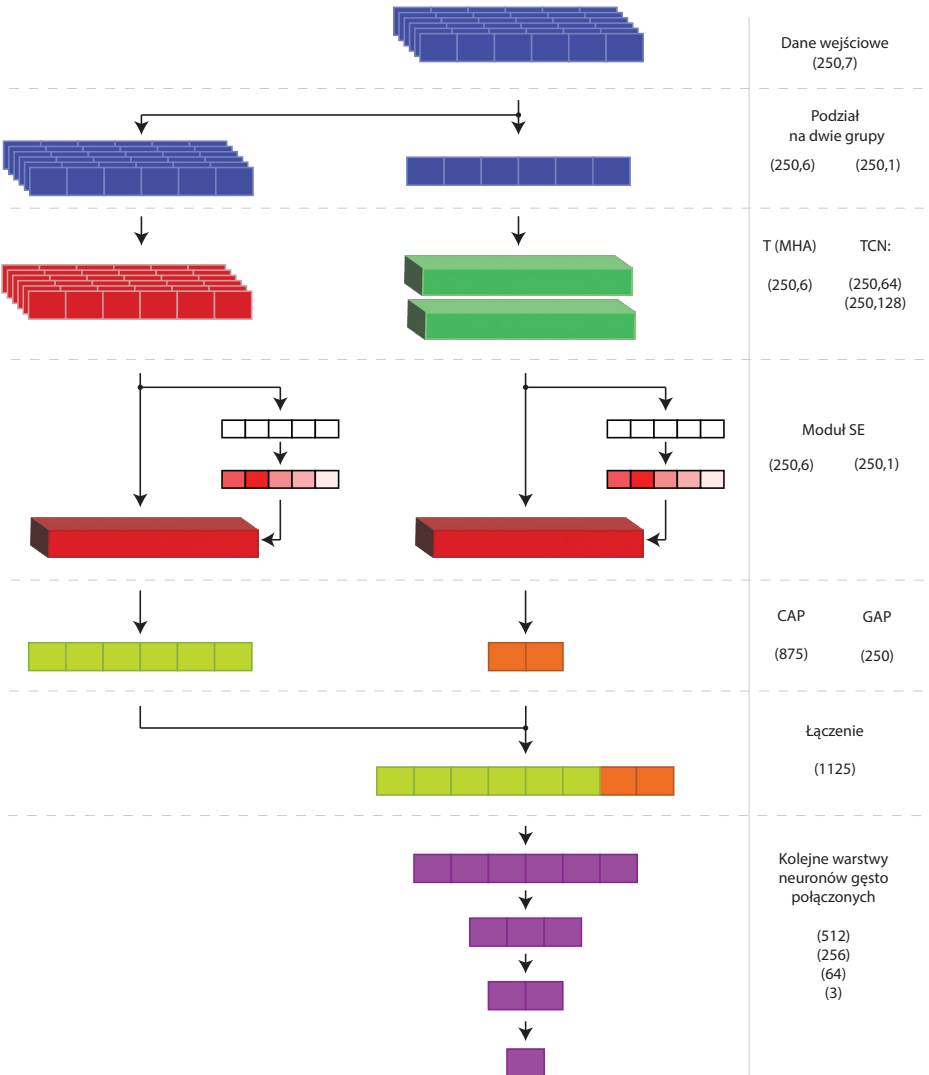
Ostateczna struktura sieci składa się z dwóch gałęzi:

- gałąź pierwsza: Transformator (MHA) + SE + CAP;
- gałąź druga: TC + SE.

Rysunek 3.20 przedstawia podstawową strukturę sieci q-kształtnej, która została utworzona w procesie optymalizacji. W celu klarownego przedstawienia zastosowanych modułów i ich połączeń pominięte zostały warstwy *dropout*.

Tabela 3.6. Zestawienie sieci wraz z ulepszeniami

Struktura:	Bazowa	Bazowa + SE	Bazowa + CSP (res) + SE	Bazowa + 2 × TC + SE	Bazowa + LSTM na TC + SE
PMT:	799 683	800 785	1 581 499	2 631 287	964 313
N-PMT:	0	0	640	0	0
Łącznie:	799 683	800 785	1 582 139	2 631 287	964 313
VA:	0,9956	0,9960	0,9902	0,9972	0,9975
FS:	0,0134	0,0107	0,0352	0,0083	0,0071

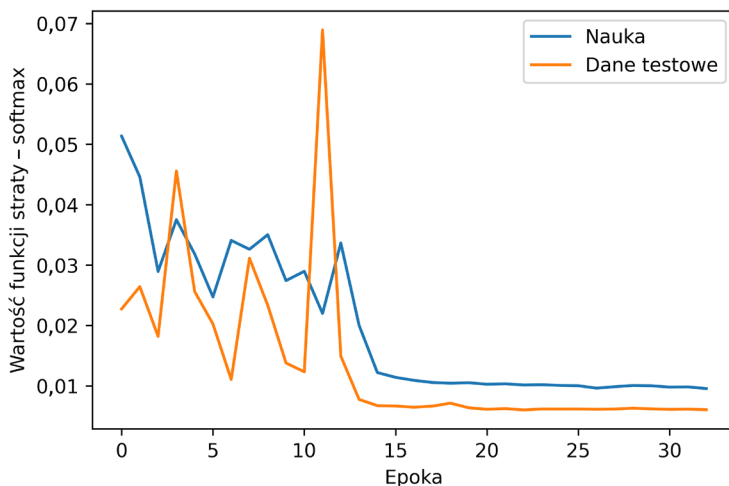


Rys. 3.20. Podstawowa struktura sieci q-kształtnej utworzona w procesie optymalizacji

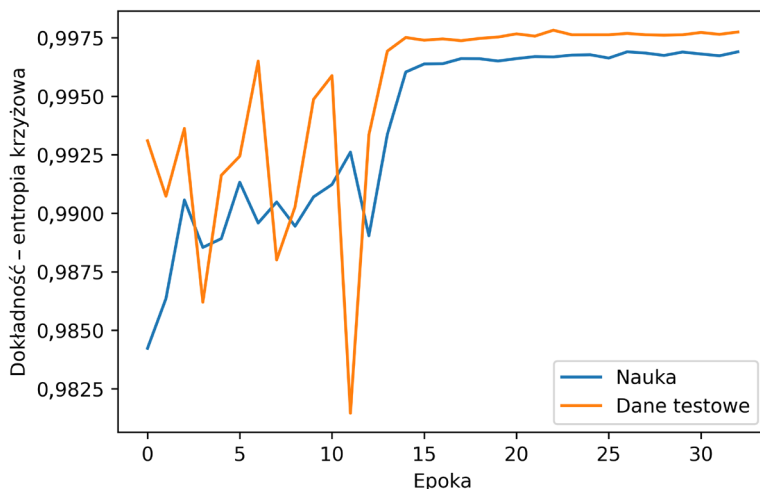
3.4.1. Nauka sieci

W przypadku danych sztucznych bazowa liczba epok do nauki wyniosła 150. Ze względu na brak poprawy parametru dokładności dla zestawu testowego uczenie zostało przerwane na epoce 33. W początkowej fazie nauki do epoki 13 można zauważyć wahania wartości. Wynika to

tak z bazowych parametrów algorytmu ADAM, jak ϵ i samego zestawu danych testowych. W chwili zmniejszenia wartości parametru *learning rate* zauważyć można zbieżność do wartości 1 w przypadku dokładności zarówno dla zestawu przeznaczanego do nauki, jak i zestawu testowego. Zmiany dokładności, jak i zmiany wartości funkcji straty na epokę przedstawiono kolejno na rysunkach 3.21 oraz 3.22.

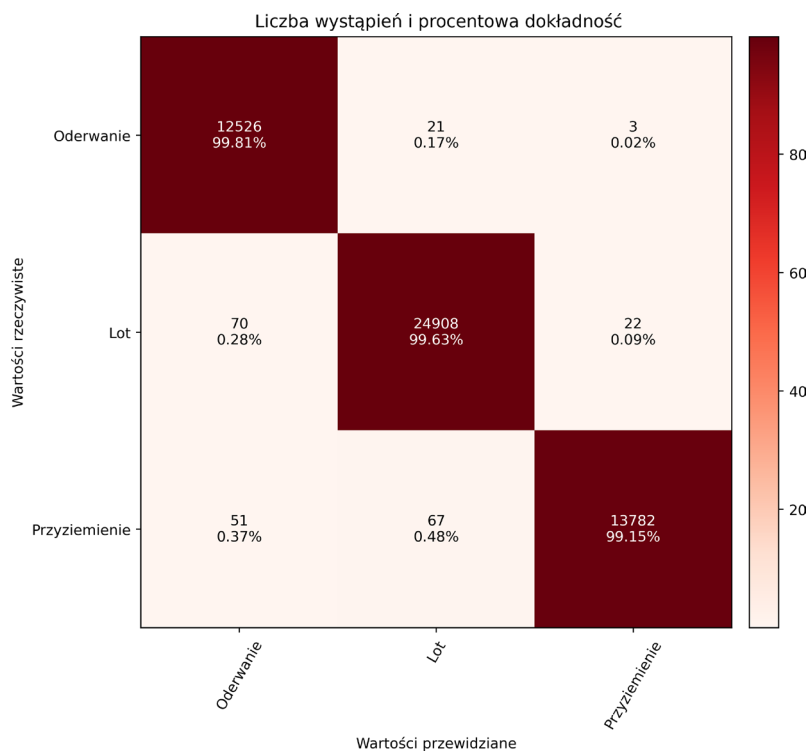


Rys. 3.21. Zmiana wartości funkcji straty na epokę



Rys. 3.22. Zmiana dokładności na epokę

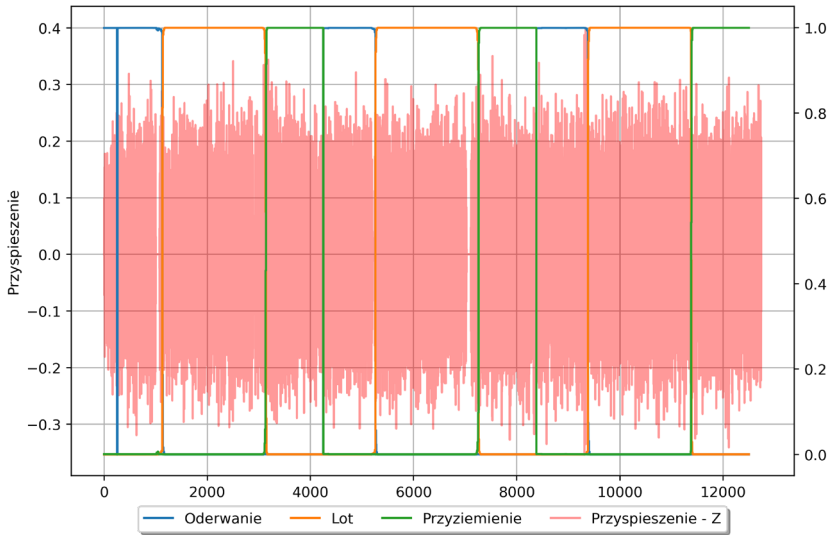
Po zakończonym uczeniu sieci udało się uzyskać dokładność równą 0,9977 dla zestawu testowego i 0,9969 dla zestawu przeznaczanego na nauki. W przypadku wartości funkcji straty osiągnięto 0,061 dla zestawu testowego oraz 0,0096 dla zestawu danych przeznaczonych do nauki. Do dalszej analizy danych zastosowana została macierz pomyłek, która obrazuje poprawnie zaklasyfikowane wartości oraz te, które zostały niepoprawnie zaklasyfikowane. Macierz pomyłek przedstawiona została na rysunku 3.23.



Rys. 3.23. Macierz pomyłek

Przebiegi czasowe zostały zaklasyfikowane z zadowalającą dokładnością dla każdej z klas. Wartości przyspieszenia na osi z wraz z określonymi przez sieć klasami przedstawiono na rysunku 3.24.

Ostatnim etapem ewaluacji sieci, która została nauczona na danych sztucznych, było sprawdzenie dokładności oraz wartości funkcji straty dla nowo wygenerowanego zestawu danych, którego sieć uprzednio nie analizowała. Dla tego zestawu udało się osiągnąć dokładność na poziomie 0,9979 oraz wartość funkcji straty 0,0067.



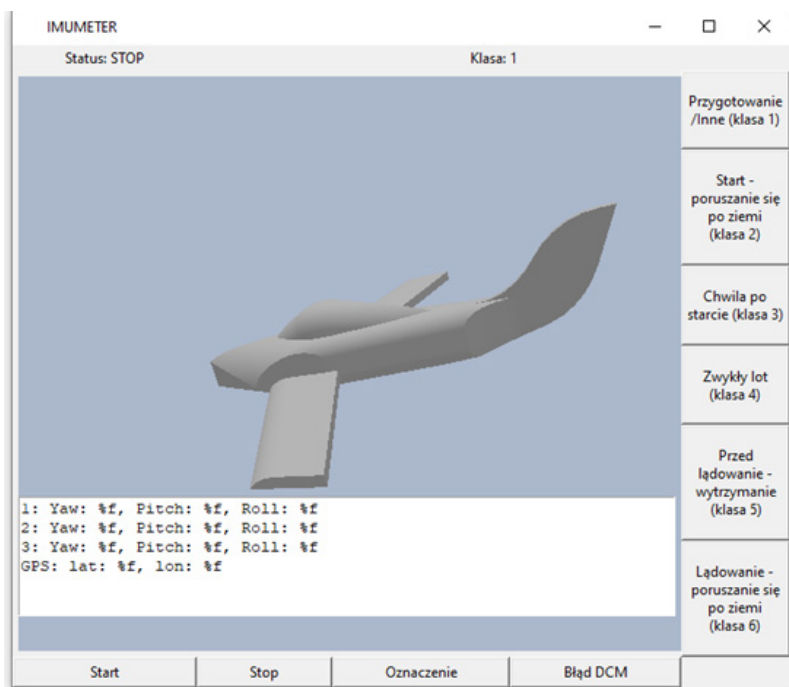
Rys. 3.24. Wartości przyspieszenia na osi z wraz z określonymi przez sieć klasami

3.5. Dane rzeczywiste

3.5.1. Zbieranie danych rzeczywistych

Zbieranie danych rzeczywistych przeprowadzono przy użyciu pokładowego urządzenia pomiarowego, opisanego w rozdziale 3.1. W przypadku zbierania danych urządzenie pokładowe było wyposażone w 3 czujniki IMU, które rozmieszczone zostały w różnych punktach wewnątrz obudowy. Zastosowanie większej liczby czujników pozwoliło na zebranie większej ilości danych niż w przypadku pojedynczego czujnika, a także pozwoliło na zróżnicowanie danych. Cały proces umożliwił uzyskanie większej ilości danych oraz zniwelował konieczność rozszerzania zestawu danych przez algorytmy różnego rodzaju. Pojęcie algorytmy różnego rodzaju dotyczy metod augmentacji zestawu danych, czyli powiększania zestawu danych poprzez utworzenie danych sztucznych na podstawie danych rzeczywistych. Występują różnego rodzaju algorytmy, przy pomocy których możliwym jest rozszerzenie zestawu danych, np. dodanie losowego szumu, WDBA (ang. Weighted Dynamic Time Series Barycenter Averaging), DGW (ang. Discriminative Guided

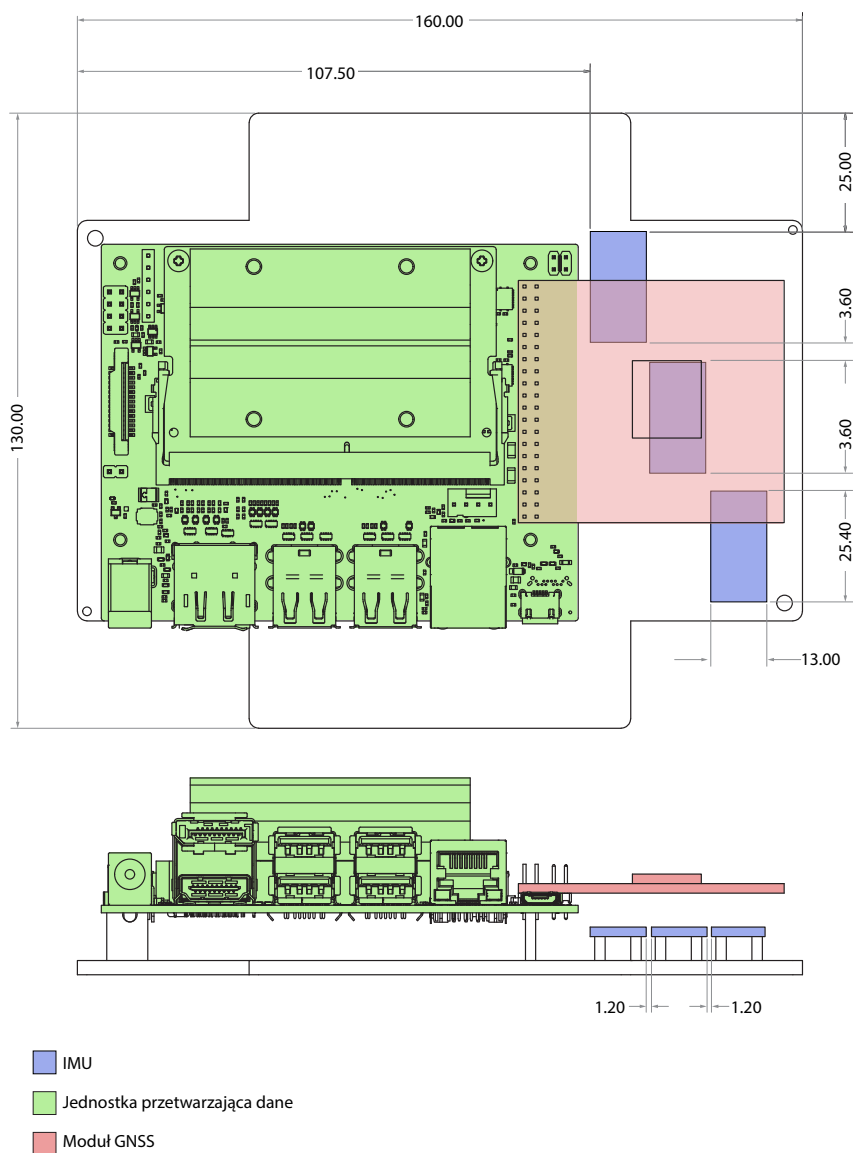
Warping), RGW (ang. Random Guided Warping) [55]. Zastosowanie tego rodzaju algorytmów nie odzwierciedlałoby przebiegów czasowych dla różnych lokalizacji urządzenia. Do procesu zbierania danych opracowany został odpowiedni program, którego interfejs przedstawiony zostało na rysunku 3.25.



Rys. 3.25. Interfejs programu do zbierania danych

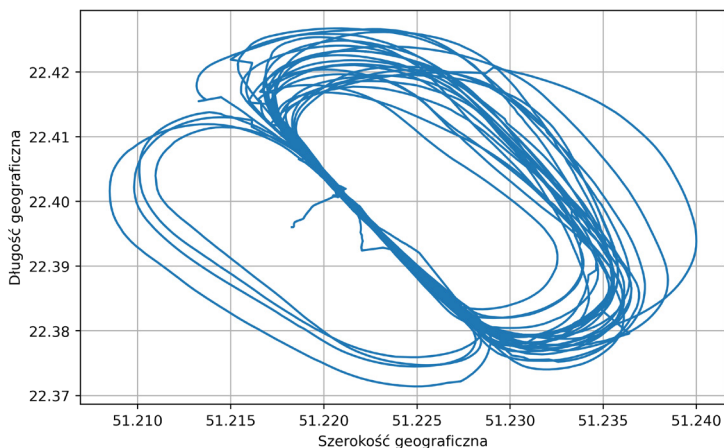
Opracowana aplikacja pozwala użytkownikowi na ręczne nadawanie etykiet dla przebiegów czasowych, które zostały zarejestrowane przez urządzenie. Proces nadawania etykiet odbywa się w czasie rzeczywistym. Interfejs obrazuje również aktualny obrót samolotu dla jednego z czujników – przedstawione zostało to w celu eliminacji możliwych błędnych odczytów, które wynikają ze zmian pola elektromagnetycznego w obrębie samolotu.

W celu zbierania danych i dalszej analizy urządzenie zostało wyposażone w 3 czujniki IMU. Rozwiązanie to pozwoliło na uzyskanie większej ilości zróżnicowanych danych bez konieczności sztucznego rozszerzania zestawu danych. Czujniki (IMU) zostały rozmieszczone w taki sposób, aby pozycja różniła się jednocześnie na osi x oraz y . Rozmieszczenie czujników przedstawione zostało na rysunku 3.26.



Rys. 3.26. Rozmieszczenie czujników

Dane do nauki były zbierane w czasie $t = 2$ h, przy powtarzaniu zadania startu i lądowania. Na rysunku 3.27 zostały przedstawione trasy lotu podczas zbierania danych.



Rys. 3.27. Trasy lotu podczas zbierania danych

W celu dokładniejszego zrozumienia tak danych, jak i występowania możliwych problemów podczas nauki, dane zostały pogrupowane na 6 klas, są to:

- I – przygotowanie do lotu/inne – samolot wykonuje manewry naziemne, takie jak: kołowanie, podgrzew silnika;
- II – start – od chwili gdy samolot zacznie się poruszać (rozbieg) do momentu oderwania;
- III – oderwanie – od momentu oderwania do zakończenia wznoszenia;
- IV – lot oraz manewry;
- V – wytrzymanie – od chwili podejścia do momentu przyziemienia;
- VI – lądowanie – od momentu przyziemienia do całkowitego zatrzymania.

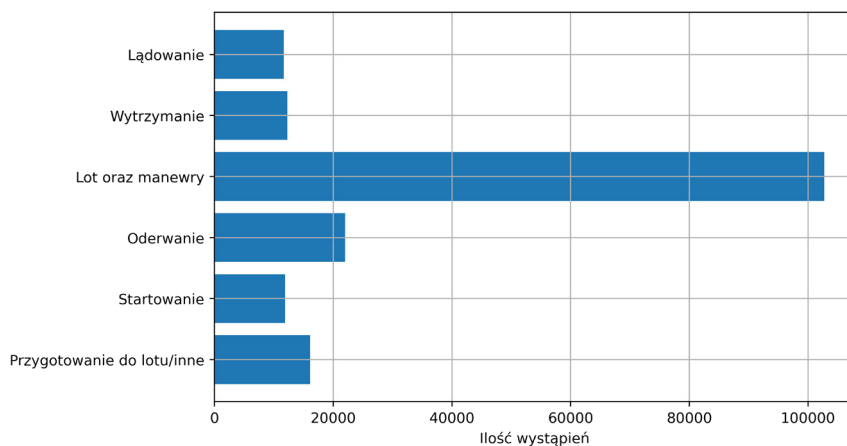
3.5.2. Analiza danych

Przeprowadzenie analizy danych pomoże w określeniu dalszych działań związanych z wstępnym przetwarzaniem danych oraz pomoże w zrozumieniu ich struktury. Pierwszym krokiem jest oczyszczanie danych z artefaktów (np. pojedyncze znacznie odstające od charakterystyki wskazania modułu GNSS). Kolejne kroki obejmować będą analizę statystyczną, wizualizację danych oraz sprawdzenie korelacji. Analiza statystyczna danych wejściowych wykazała, że przyspieszenie w osiach x , y , z oraz kąt ψ charakteryzują się dużym odchyleniem standardowym. Zgodnie z oczekiwaniami największe wartości przyspieszenia występują na osi z . Wyniki omawianej analizy przedstawiono w tabeli 3.7.

Tabela 3.7. Analiza statystyczna danych przeznaczonych do nauki

	Przyspieszenie			Kąty			Wysokość [m]	
	Oś x	Oś y	Oś z	θ	ϕ	ψ		
	[g]			[°]				
Liczba próbek	174765							
Średnia	0,00	0,11	1,03	-0,17	5,94	8,90	344,77	
Odchylenie standardowe	0,12	0,11	0,20	5,18	1,92	66,57	54,11	
Minimum	-0,73	-1,27	-0,34	-18,39	-8,12	-179,80	250,94	
Percentyl	25%	-0,09	0,06	0,89	-2,43	4,80	-50,79	285,54
	50%	0,00	0,11	1,01	-0,32	5,81	-14,66	359,43
	75%	0,10	0,15	1,16	3,67	7,12	78,56	392,73
Maksimum	0,93	2,20	4,29	17,33	18,99	179,96	529,85	

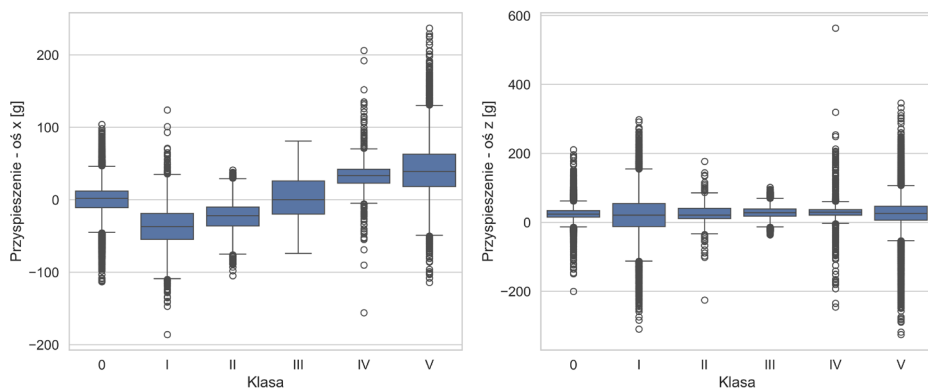
Bardzo ważnym elementem analizy danych jest rozkład ilościowy próbek dla danej klasy. Najwięcej informacji zebrano dla klasy: lot oraz manewry, najmniej zaś dla klasy: start, próbek w tej klasie jest około 4 razy mniej niż w klasie z największą ich ilością. Oznacza to, że zestaw danych jest niezbalansowany. Liczbę wystąpień próbek z danej klasy przedstawiono na rysunku 3.28.



Rys. 3.28. Rozkład ilościowy danych

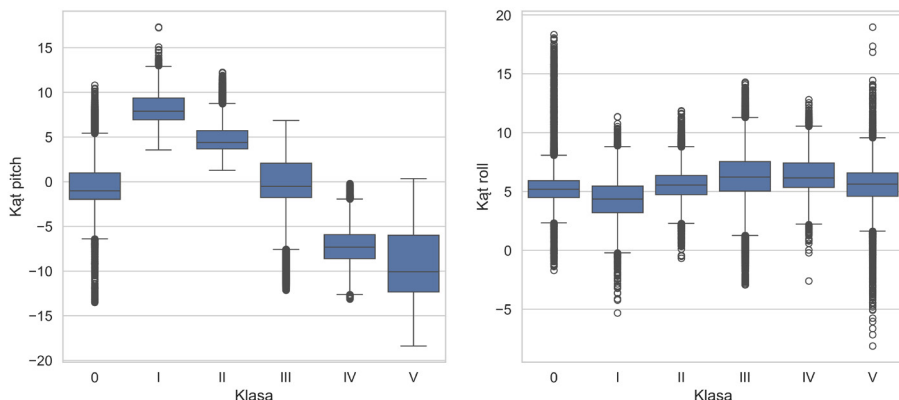
Przyspieszenia dla osi x pomiędzy klasami osiągają różne wartości. Wraz ze zmianą klasy wzrasta średnia wartość przyspieszenia. Klasy II oraz VI charakteryzują się długimi wąsami z dużą ilością wartości

odstających. Klasa IV – lot oraz manewry charakteryzują się średnią wartością przyspieszenia na osi x zbliżoną do zera oraz brakiem wartości odstających. W przypadku przyspieszenia na osi z wraz ze zmianą klasy zmniejsza się wartość kwantyla górnego i dolnego, jednak w klasie VI jest on większy niż dla klasy V. Wykresy skrzynkowe z wąsami dla przyspieszenia na osi x oraz z przedstawiono na rysunku 3.29.



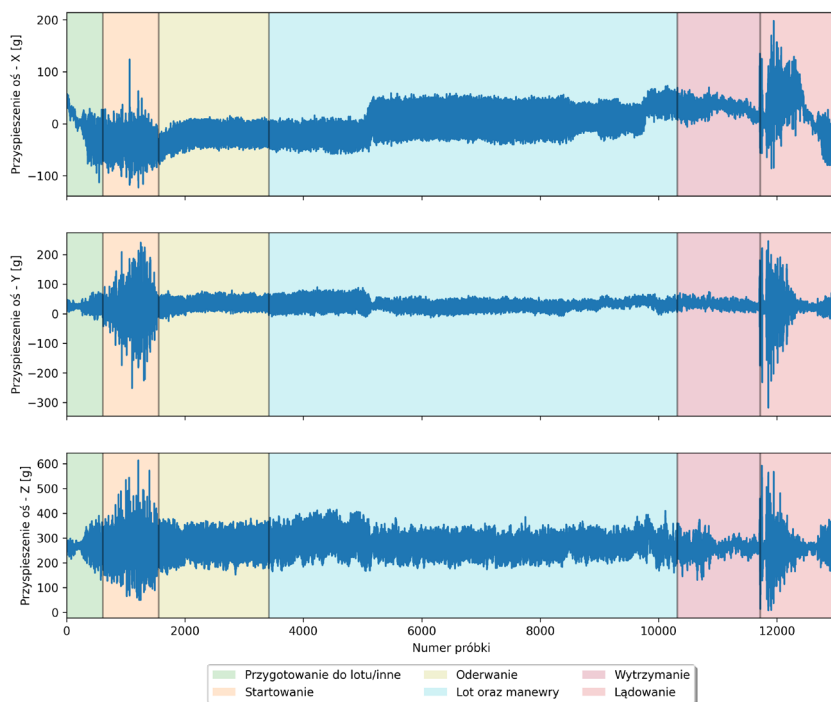
Rys. 3.29. Wykresy skrzynkowe z wąsami dla przyspieszenia na osi x oraz z

Średnia wartość kąta θ dla każdej z klas jest różna i maleje wraz z przejściem na kolejną klasę. Dla klasy VI nie występują wartości odstające, zaś w przypadku klasy II oraz III wartości odstające występują jedynie w górę. Średnia wartość kąta ϕ dla każdej z klas jest podobna i dla każdej klasy występują wartości odstające. Wykresy skrzynkowe z wąsami dla kątów θ oraz ϕ przedstawiono na rysunku 3.30.



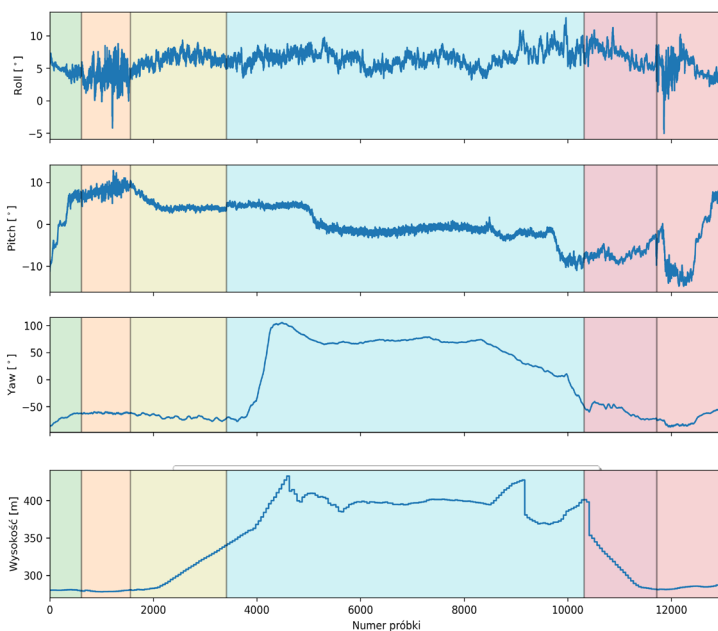
Rys. 3.30. Wykresy skrzynkowe z wąsami dla kątów θ oraz ϕ

Dla każdej z klas występują charakterystyczne zmiany w przyspieszeniu na 3 osiach. Klasa VI charakteryzuje się z znaczącym wzrostem wartości przyspieszenia na wszystkich osiach. Podobnie wygląda klasa II, jednak amplitudy są mniejsze, a wzrost wartości na osi x jest niewielki. Przejście do klasy III odbywa się poprzez szybki spadek wartości na każdej z osi. Wartości utrzymują się przez klasę IV, występuje jednak więcej wartości odstających oraz wartości szczytowych. Klasa V charakteryzuje się zmniejszeniem amplitudy oraz chwilowym wzrostem wartości na osi x oraz spadkiem na osi y . Wizualizacja wartości przyspieszenia dla 3 osi z przykładowego pomiaru z uwzględnieniem klas przedstawiono na rysunku 3.31.

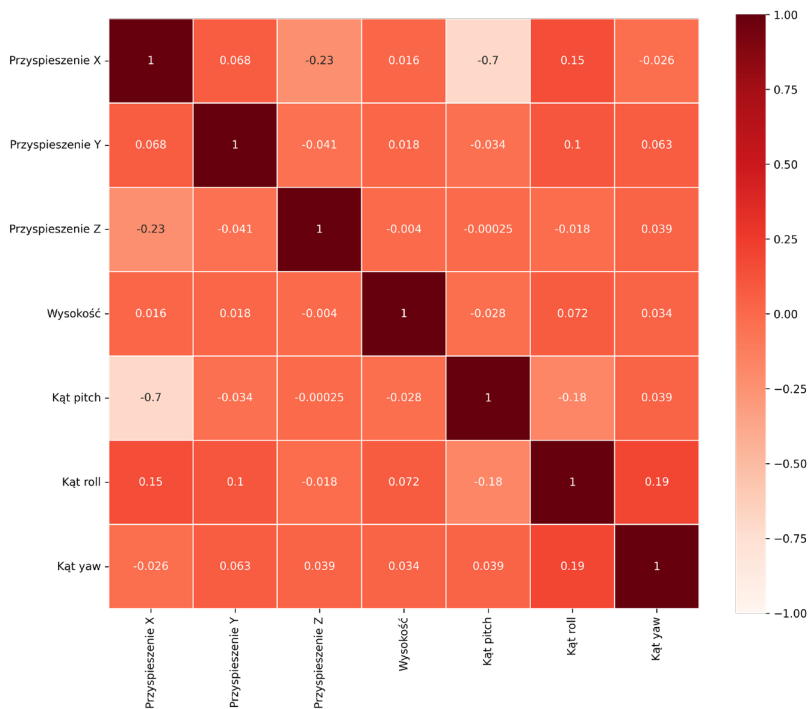


Rys. 3.31. Zmiana wartości przyspieszenia dla 3 osi dla przykładowego pomiaru

Dla klasy I kąt θ przejawia tendencje wzrostową, a w przypadku kąta ϕ występuje wzrost amplitudy drgań. Podobną charakterystykę dla wartości ϕ zaobserwować można w klasie V. Wizualizacja wartości kątów Eulera oraz wysokości lotu z przykładowego pomiaru z uwzględnieniem klas przedstawiono na rysunku 3.32.



Rys. 3.32. Zmiana wartości kątów Eulera oraz wysokości lotu dla przykładowego pomiaru



Rys. 3.33. Współczynnik korelacji Pearsona pomiędzy danymi wejściowymi

Dane wejściowe zostały sprawdzone między sobą pod kątem korelacji, jak również z klasą wyjściową. Dość silna korelacja ujemna występuje pomiędzy kątem θ a przyspieszeniem na osi x . W przypadku korelacji z klasą wyjściową najbardziej skorelowany jest kąt θ , również w sposób odwrotnie proporcjonalny. Współczynnik korelacji Pearsona pomiędzy danymi wejściowymi przedstawiono na rysunku 3.33, zaś korelacja parametrów wejściowych z klasą wyjściową pokazana została w tabeli 3.8.

Tabela 3.8. Korelacja parametrów wejściowych z klasą

	Przyspieszenie			Kąty			Wysokość [m]
	Oś x	Oś y	Oś z	θ	ϕ	ψ	
	[g]			[°]			
Korelacja z klasą	0,420	0,047	0,021	-0,57	0,15	0,085	-0,14

Przeprowadzona analiza pozwoliła na określenie normalizacji danych oraz zarysowanie ich ogólnej charakterystyki. Poprzednio przedstawione wykresy zobrazowały charakter zmian przyspieszenia dla danych klas. Dane sztuczne tylko w pewnym stopniu odzwierciedlały dane rzeczywiste. W danych rzeczywistych występują znacznie większe zmiany przyspieszenia pionowego dla momentu oderwania i przyziemia. Charakteryzują się one również większą wariancją.

Walidacja opracowanej metody pomiaru

4.1. Samoloty testowe

Do walidacji metody wykorzystano samoloty Cessna 152 oraz PZL 110 Koliber 150. Cessna 152 to dwumiejscowy samolot o docelowym zastosowaniu treningowym lub turystycznym. Jest to górnopłat wyposażony w czterocylindrowy silnik Lycoming O-235 chłodzony powietrzem. PZL 110 Koliber 150 jest to dolnopłatawy samolot o przeznaczeniu szkoleniowo-sportowym. Samolot ten wyposażony jest w czterocylindrowy silnik Lycoming O-320 również chłodzony powietrzem [56, 57]. Na rysunku 4.1 przedstawione zostały fotografie omawianych samolotów.

a)

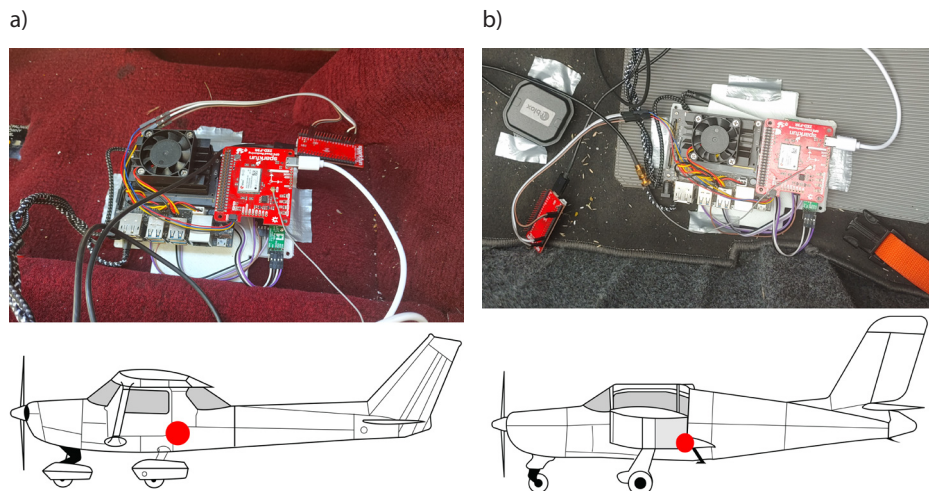


b)



Rys. 4.1. Samoloty użyte do pomiarów walidacyjnych samolotu a) PZL 110 Koliber 150, b) Cessna 152

W przypadku samolotu Cessna 152 układ pomiarowy zamontowany został przy siedzeniu pasażera, zaś w samolocie PZL 110 Koliber 150 układ znajdował się w obszarze tylnej kanapy. Zamocowanie czujników w samolocie Cessna 152 i Kolber 150 wraz z przybliżoną lokalizacją na sylwetkach samolotów przedstawiono na rysunku 4.2.



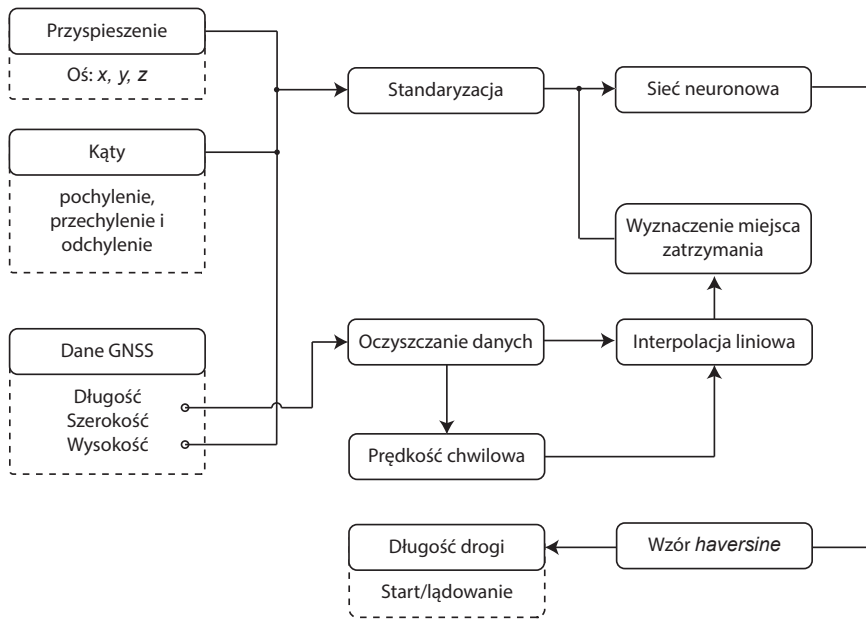
Rys. 4.2. Zamontowany układ pomiarowy a) w samolocie Cessna wraz z wizualizacją przybliżonej lokalizacji 152, b) w samolocie PZL 110 Koliber 150 wraz z wizualizacją przybliżonej lokalizacji

4.2. Metoda pomiaru

Pomiary odbywały się z wykorzystaniem opracowanego urządzenia, które zamontowane było wewnątrz kokpitu samolotu. Badanie przeprowadzane były w trakcie lotu. Pomiar rozpoczynał się od chwili zajęcia przez samolot miejsca na pasie startowym. W przypadku każdego pomiaru pilot wykonywał lot po okręgu. Pojedynczy pomiar kończył się w chwili zatrzymania statku powietrznego po lądowaniu. Głównym czynnikiem mającym wpływ na drogę rozbiegu i dobiegu był rodzaj nawierzchni lub jej stan oraz zastosowanie hamulców.

Przebieg pomiaru jest następujący. Do sztucznej sieci neuronowej trafiają dane z układu IMU w zestawach po 250, przy częstotliwości próbkowania 25 Hz, próbki te zbierane są z okresu 10 s. Dane poddane zostają procesowi standaryzacji i trafiają do sieci. Dane z GNSS próbkowane są z częstotliwością około 1 Hz, oznacza to, że muszą one zostać

interpolowane. Z danych GNSS obliczana jest także prędkość chwilowa, która pozwala na ustalenie momentu rozpoczęcia pomiaru. Obszary, gdzie prędkość samolotu jest mniejsza niż ustalony próg V_0 , nie trafiają do sieci. Ostatnim krokiem jest określenie długości drogi startu oraz lądowania poprzez zastosowanie wzoru *haversine* dla danych pozycji geograficznych. Schemat omawianej metody przedstawiony został na rysunku 4.3.



Rys. 4.3. Metoda określania długości drogi startu i lądowania

4.3. Uczenie sieci – transfer learning

Początkowym założeniem była nauka sieci dla III klas. Jednak w celu uzyskania dokładniejszych wskazań zastosowane zostały klasy przejściowe, dlatego też błędne predykcje w obrębie klasy III, IV oraz V są uznane za nieistotne.

Wykluczenie VI klasy pozwoliło na zwiększenie dokładności predykcji. Wykrycie momentu ruchu odbywać się będzie poprzez wskazanie GPS – obliczenia na podstawie pozycji prędkości samolotu.

Dlatego też sieć posiadać będzie V klas wyjściowych, są to:

- I – start – od chwili gdy samolot zacznie się poruszać (rozbieg) do momentu oderwania;
- II – oderwanie – od momentu oderwania do zakończenia wznoszenia;
- III – lot oraz manewry;
- IV – wytrzymanie – od chwili podejścia do momentu przyziemienia;
- V – lądowanie – od momentu przyziemienia do całkowitego zatrzymania.

Ze względu na niezbalansowany zestaw danych, każda z klas dostała odpowiednią wagę, która wpływała na karę, jaką otrzymuje model za błędne predykcje. Waga dla danej klasy W_c obliczona została poprzez wykorzystanie równania (4.1) [58]:

$$W_c = \frac{n_p}{n_c * n_{e_c}} \quad (4.1)$$

gdzie:

n_p – liczba próbek;

n_c – liczba klas;

n_{pc} – liczba próbek, które należą do danej klasy.

Zastosowanie wzoru pozwoliło na wyznaczenie wag dla każdej z klas. W tabeli 4.1 przedstawione zostały wagi.

Tabela. 4.1. Wagi dla każdej z klas

Klasa	Waga
I	2,69
II	1,57
III	0,31
VI	3,01
V	2,22

Przed trafieniem do sieci próbki zostały wstępnie przetworzone przy pomocy standaryzacji – równanie (4.2). Standaryzacja polega na przeskalowaniu rozkładu wartości w taki sposób, aby średnia z wartości wynosiła 0, zaś odchylenie standardowe było równe 1.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (4.2)$$

gdzie:

μ – średnia, określona przez równanie (4.3);

σ – odchylenie standardowe, określone przez równanie (4.4).

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.3)$$

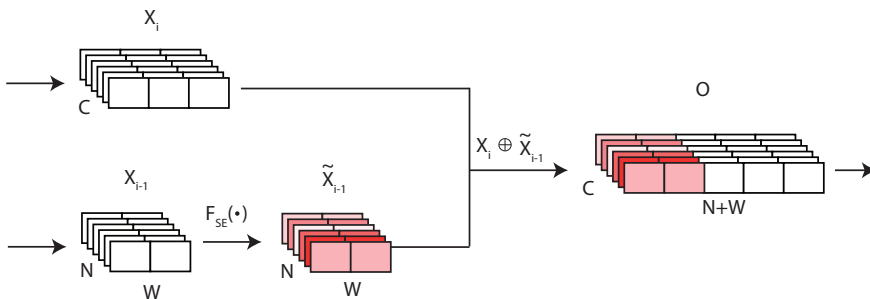
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (4.4)$$

gdzie:

n – liczba próbek.

Kolejnym krokiem jest podzielenie całego zestawu danych na nakładające się na siebie okna, o wymiarach 250 próbek z nałożeniem 96%. Oznacza to, że w każdym kolejnym oknie jest 10 nowych próbek. Dane odnośnie do pozycji z GNSS muszą zostać interpolowane liniowo do częstotliwości IMU, w celu określenia miejsc, w którym samolot się nie poruszał. Dane, gdzie prędkość była mniejsza od przyjętego progu V_0 , nie trafiają do sieci.

Specjalnie na potrzeby sieci opracowany został moduł „przeszłej ekscytacji” PE (ang. Past Excitation). Moduł ten przechowuje N wartości z iteracji $i-1$, w kolejnej iteracji i . Dane te przechodzą przez moduł SE i są wiązane z wartościami obecnej iteracji. Rozwiązanie to pozwala na przeprowadzenie predykcji z pamięcią o danych przeszłych, co pozwala na sprawdzenie przeszłych wartości i odniesienie ich do obecnych. Struktura modułu przedstawiona jest na rysunku 4.4.



Rys. 4.4. Struktura modułu PE

W opracowanym modelu sztucznej sieci neuronowej zastosowana została zmodyfikowana funkcja aktywacji *wavenet*, która określona jest przez równanie (4.5) [59]:

$$F_{act} = \tanh(F_l * x) \odot \sigma(F_l * x) \quad (4.5)$$

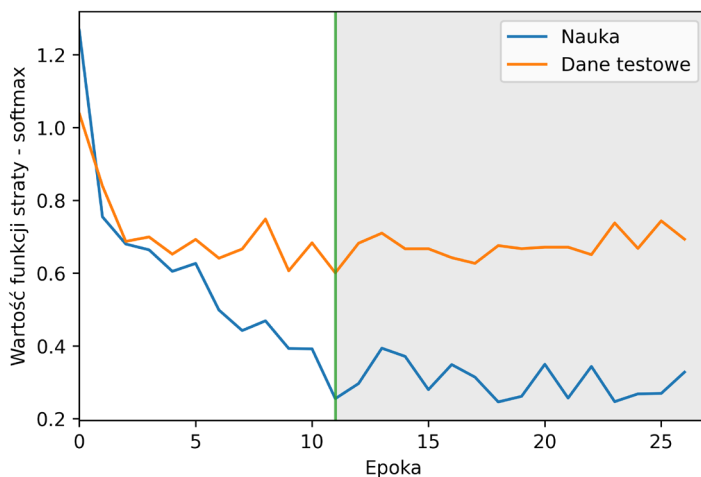
gdzie:

- * – operator splotu;
- \odot – operator mnożenia w stosunku do elementu;
- σ – funkcja sigmoidalna;
- F_l – wartość z poprzedniej warstwy l .

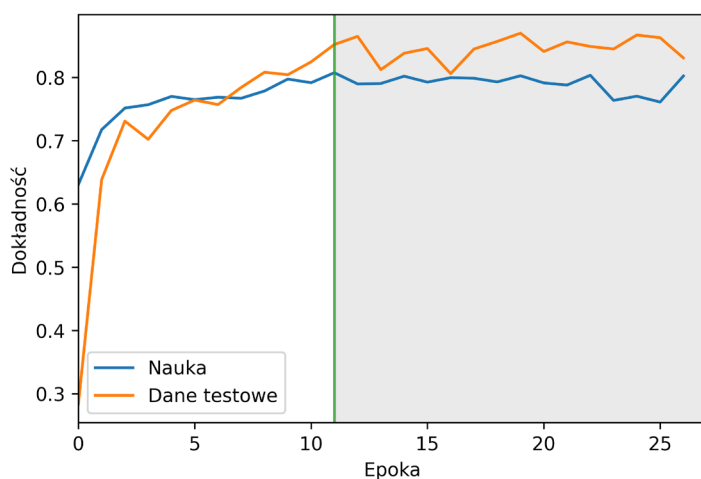
Pełna struktura opracowanej sieci 2B-TR przedstawiona została w załączniku 1. Ostateczny model sieci posiada 990 136 parametrów, które zostały wytrenowane oraz 12 parametrów, możliwych do trenowania. Łączna liczba parametrów wynosi 990 148, rozmiar pliku zawierającego wagi modelu jest równy 11 643 KB.

Dane przed każdą epoką były przesuwane w celu zmiany wartości w obrębie jednej próbki, również dla wartości w *batch* stosowana była augmentacja, co zmniejszyło tendencje sieci do przyzwyczajania się do jednego zestawu danych. Metoda ta polegała na losowym doborze offsetu dla danych, które następnie były poddawane operacji podziału na próbki. Dane dla każdej epoki różniły się od siebie przez występowanie podobnych wartości, ale w innych oknach. Dodatkowo została zastosowana augmentacja wartości poprzez dodanie losowego szumu.

Dla danych rzeczywistych docelowa liczba epok wynosiła 500, uczenie zostało zatrzymane na epoce 11, ze względu na brak zmniejszenia wartości funkcji straty przez 15 epok. Podczas procesu nauki dla zestawu danych testowych występują znaczne wahania wartości, w przypadku danych przeznaczonych do nauki również występują oscylacje, jednak zauważalna jest zbieżność. Zmiana wartości funkcji straty w kolejnych epokach dla zestawu testowego wzrasta, dlatego nauka została przerwana w chwili, kiedy sieć przejawia zjawisko nadmiernego przyzwyczajania się do danych przeznaczonych do nauki. Zmiana wartości funkcji straty przedstawiona została na rysunku 4.5, zaś zmiana dokładności na rysunku 4.6.



Rys. 4.5. Zmiana wartości funkcji straty na epokę



Rys. 4.6. Zmiana dokładności na epokę

W procesie *transfer learning* sieć osiągnęła dokładność klasyfikacji na poziomie 0,8521 oraz wartość funkcji straty równą 0,2552 dla zestawu danych, który był przeznaczony do nauki. Dla zestawu danych testowych sieć osiągnęła dokładność na poziomie 0,8075, wartość funkcji straty była równa 0,6008. Dla porównania uprzednio przedstawiony model bazowy dla tego samego zestawu danych testowych osiągnął dokładność na poziomie 0,7404, a nauka ze względu na zjawisko *overfitting* została przerwana na 7 epokę.

Dla zestawu walidacyjnego obliczone zostały następujące miary: czułość (ang. *recall*), precyzja (ang. *precision*), F_1 . Przedstawione miary bazują na czterech parametrach:

- TP (ang. *true positive*) – poprawne określenie przez sieć danej klasy;
- TN (ang. *true negative*) – poprawne odrzucenie klasy;
- FP (ang. *false positive*) – błędne przewidzenie klasy (błąd typu I);
- FN (ang. *false negative*) – błędne odrzucenie danej klasy (błąd typu II).

Czułość jest to prawdopodobieństwo, że dla danej klasy c sieć neuronowa zwróciła klasę c . Model, który posiada czułość równą 1,0 – nie generuje FN . Czułość opisana została przez równanie (4.6):

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.6)$$

Precyzja określa prawdopodobieństwo, że pozytywna predykcja dla danej klasy jest błędna. Precyzja obliczana jest według równania (4.7):

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.7)$$

F_1 jest to średnia harmoniczna z wartości zwróconych z równań (4.6) oraz (4.7). Zwraca ona zbalansowaną miarę, jednak nie uwzględnia wartości TN . F_1 zostało przedstawione za pomocą równania (4.8).

$$F_1 = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4.8)$$

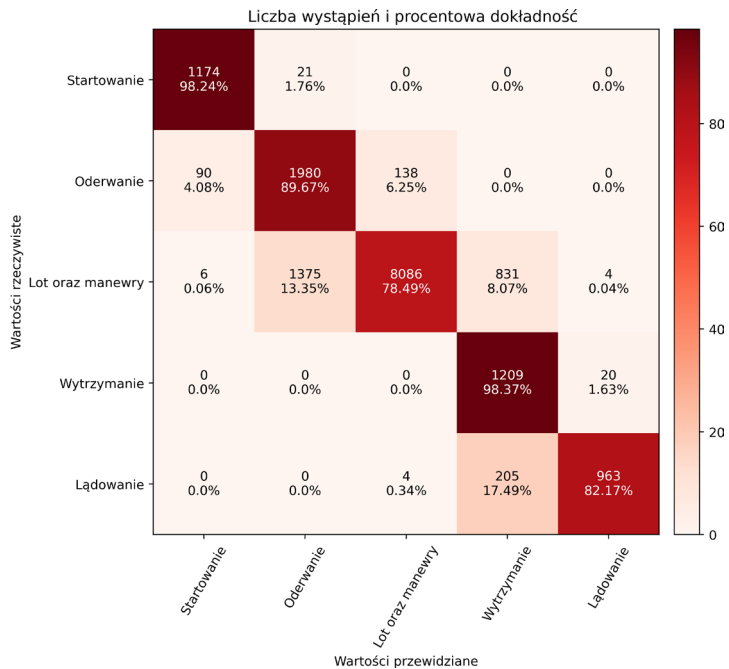
Omawiane miary określające sieć przedstawione zostały w tabeli 4.2.

Tabela. 4.2. Miary określające sieć

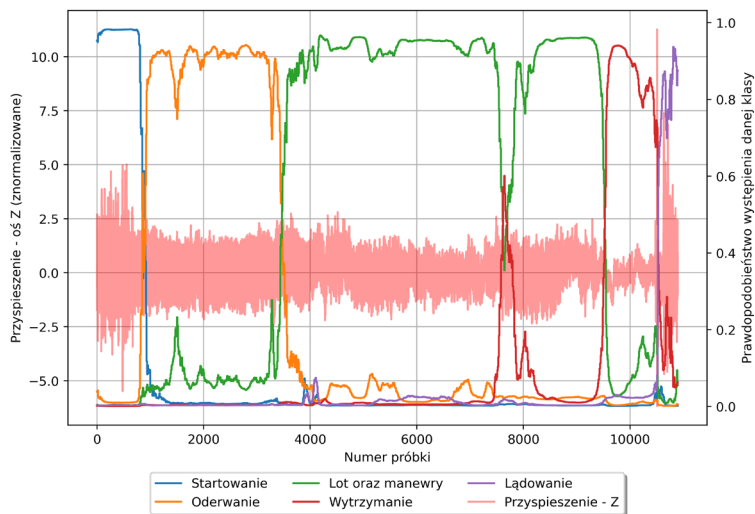
Klasa	Precyzja	Czułość	F_1
Start	0,92	0,98	0,95
Oderwanie	0,59	0,90	0,71
Lot oraz manewry	0,98	0,78	0,87
Wytrzymanie	0,54	0,98	0,70
Lądowanie	0,98	0,82	0,89
Dokładność:			0,83

Dalsza analiza obejmowała wykonanie macierzy pomyłek oraz zobrazowanie predykcji sieci dla jednego pomiaru. Macierz pomyłek

przedstawiona została na rysunku 4.7, zaś rysunek 4.8 obrazuje predykcje sieci dla jednego pomiaru.



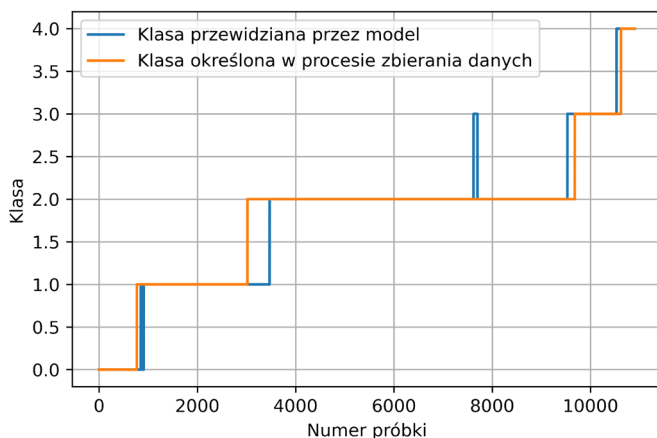
Rys. 4.7. Macierz pomyłek



Rys. 4.8. Wartości przyspieszenia na osi z wraz z określonymi przez sieć klasami

Sieć osiągnęła wysoką dokładność dla klasy I – start oraz klasy V – lądowanie. Klasy II – oderwanie oraz IV – wytrzymanie są klasami przejściowymi, oznacza to, że rozróżnienie ich pomiędzy klasą III – lot oraz manewry w niektórych przypadkach może stwarzać problemy ze względu na duże podobieństwo. Dlatego też relatywnie niska dokładność dla klasy III może zostać uznana za nieistotną.

Sieć rozpoznaje dane klasy z zadowalającą dokładnością. Błędne rozpoznania występują, aby zmniejszyć ich wpływ na finalne określenie wartości, zastosowany zostanie algorytm 2SN (ang. 2 Same Neighbour) – informacje o algorytmie zawarte są w rozdziale 4.6.1: *Przetwarzanie danych*. Dodatkowo zastosowany zostanie algorytm EC (ang. Expected Class), którego zadaniem jest oczekiwanie na kolejną klasę, która powinna wystąpić. Rysunek 4.9 przedstawia klasy przewidziane przez sieć oraz klasy określone w procesie zbierania danych.



Rys. 4.9. Klasy przewidziane przez sieć oraz klasy określone w procesie zbierania danych

4.4. Przetwarzanie danych

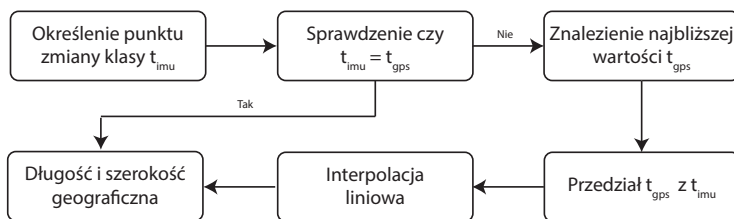
Proces interpolacji rozpoczyna się od znalezienia punktu zmiany klasy t_{imu} . Następnym krokiem jest odnalezienie najbliższego sąsiada t_{gps} ze zbioru danych pomiarowych z systemu GPS, jeżeli t_{imu} nie jest równe t_{gps} , wtedy wyszukiwany jest przedział dwóch najbliższych wartości t_{gps} , pomiędzy którymi zawiera się t_{imu} . Na ich podstawie obliczana jest wartość interpolowana długości i szerokości geograficznej poprzez

zastosowanie wzoru (4.9). Schematyczne przedstawienie omawianego procesu obrazuje rysunek 4.10.

$$\frac{l_2 - l_1}{x_2 - x_1} * (x - x_1) \quad (4.9)$$

gdzie:

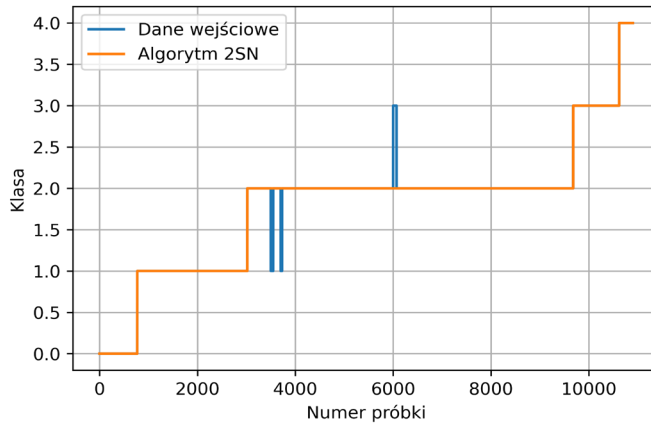
- l_1 – początkowa długość/szerokość geograficzna;
- l_2 – końcowa długość/szerokość geograficzna;
- x_1 – numer próbki dla l_1 ;
- x_2 – numer próbki dla l_2 ;
- x – numer próbki, dla której mają być interpolowane wartości.



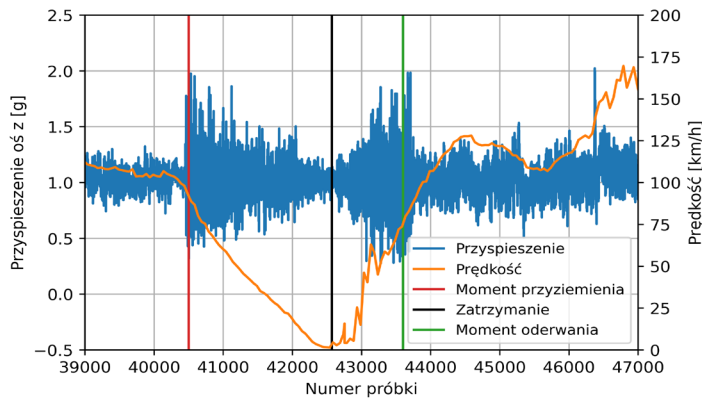
Rys. 4.10. Schemat procesu interpolacji

W celu przeciwdziałania zjawisku występowania krótkich błędnych detekcji w obrębie danej klasy opracowany został algorytm 2SN. Zadaniem algorytmu jest eliminacja wpływu krótkich błędnych detekcji. W pierwszej fazie algorytm wyszukuje wszystkie miejsca x_i , których długość jest mniejsza niż λ , następnie dla każdego miejsca wyszukuje najbliższego sąsiada n_{xi} oraz określa, z której strony x_i on się znajduje. Kolejnym krokiem jest znalezienie sąsiada po drugiej stronie, który posiada taką samą klasę jak n_{xi} i której długość jest większa niż λ . Znalezienie obu sąsiadów pozwala na zniwelowanie wpływu krótkich błędnych detekcji. Przykład działania algorytmu przedstawiony został na rysunku 4.11.

Po przeprowadzeniu interpolacji analizie zostaje poddana prędkość w celu określenia momentów, w których samolot się nie poruszał. Przyjęta zostaje wartość V_θ , poniżej której algorytm uznaje, że samolot jest w bezruchu. Przedziały te zostają sklastrowane w przedziałach, gdzie odległość między próbkami jest mniejsza niż d_{max} . Przykładowe określenia momentu zatrzymania wraz z predykcjami sieci przedstawiono na rysunku 4.12.



Rys. 4.11. Przykład działania algorytmu 2SN



Rys. 4.12. Przykładowe określenia momentu zatrzymania wraz z predykcjami sieci

Po określeniu punktów w zbiorze danych, w których to nastąpiła zmiana klasy, przebyta droga obliczana jest ze wzoru *haversine* (4.10) [60]:

$$\begin{aligned}
 D(x_1, x_2, y_1, y_2) &= \\
 &= 2r \arcsin \left(\sqrt{\sin^2\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) + \cos(x_1) \cdot \cos(x_2) \cdot \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right)} \right) \cdot r
 \end{aligned}
 \tag{4.10}$$

gdzie:

- x, y – pozycja geograficzna;
- r – promień ziemi [m].

Wartość D jest funkcją mierzalnych wartości współrzędnych geograficznych $\{x_1, y_1, x_2, y_2\}$. W celu obliczenia niepewności wielkości D funkcja została rozwinięta w szereg Taylora wokół wartości, która jest wynikiem pomiaru. Poprzez zaniechanie wyrazów wyższego rzędu oraz zastąpienie nieskończenie małych przyrostów zmiennych niezależnych poprzez wartości przyrostów skończonych dla wartości D , niepewność systematyczna została obliczona poprzez równanie (4.11):

$$\Delta D = \left| \frac{\delta D}{\delta x_1} \right| \Delta x_1 + \left| \frac{\delta D}{\delta y_1} \right| \Delta y_1 + \left| \frac{\delta D}{\delta x_2} \right| \Delta x_2 + \left| \frac{\delta D}{\delta y_2} \right| \Delta y_2 \quad (4.11)$$

Ze względu na, to że pochodna funkcji D będzie pochodną złożoną, zastosowana została: β – zmienna, po której będzie całkowana funkcja oraz zmienna α , określona przez równanie (4.12):

$$\alpha = \sin^2\left(\frac{x_1 - y_1}{2}\right) + \cos(x_1) \cdot \cos(x_2) \cdot \sin^2\left(\frac{x_1 - y_2}{2}\right) \quad (4.12)$$

Pochodne funkcji zewnętrznych nie będą się zmieniać, dlatego też zostały one obliczone. Pochodne funkcji α dla β ze zbioru $\{x_1, y_1, x_2, y_2\}$ zostaną obliczone osobno i podstawione do wzoru (4.13):

$$\frac{\delta D}{\delta \beta} = 2 \arcsin\left(\sqrt{\alpha(\beta, \bullet)}\right) * r = \frac{r}{(\sqrt{1 - \alpha(\beta, \bullet)}) * \sqrt{\alpha(\beta, \bullet)}} * \frac{\delta}{\delta \beta}[\alpha(\beta, \bullet)] \quad (4.13)$$

Dla $\beta = x_1$

$$\begin{aligned} & \sin^2\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) + \cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) dx_1 = \\ & -\sin\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) \cos\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) - \sin(x_1) * \cos(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) \end{aligned}$$

Dla $\beta = y_1$

$$\begin{aligned} & \sin^2\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) + \cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) dy_1 = \\ & -\cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) * \cos\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) \end{aligned}$$

Dla $\beta = x_2$

$$\begin{aligned} & \sin^2\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) + \cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) dx_2 = \\ & \sin\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) \cos\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) - \cos(x_1) * \sin(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) \end{aligned}$$

Dla $\beta = y_2$

$$\sin^2\left(\frac{x_2 - x_1}{2}\right) + \cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin^2\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) dy_2 = \\ \cos(x_1) * \cos(x_2) * \sin\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right) * \cos\left(\frac{y_2 - y_1}{2}\right)$$

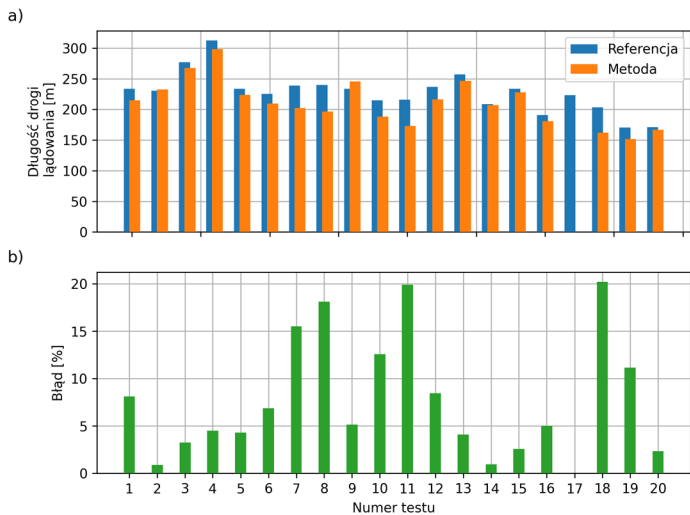
Równanie (4.11) bez podstawiania wartości α zostało przedstawione przez wyrażenie (4.14):

$$\Delta D = \left| \frac{\frac{\delta}{\delta x_1}[\alpha] * r}{\sqrt{(1-\alpha) * \sqrt{\alpha}}} \right| \Delta x_1 + \left| \frac{\frac{\delta}{\delta y_1}[\alpha] * r}{\sqrt{(1-\alpha) * \sqrt{\alpha}}} \right| \Delta y_1 + \left| \frac{\frac{\delta}{\delta x_2}[\alpha] * r}{\sqrt{(1-\alpha) * \sqrt{\alpha}}} \right| \Delta x_2 + \left| \frac{\frac{\delta}{\delta y_2}[\alpha] * r}{\sqrt{(1-\alpha) * \sqrt{\alpha}}} \right| \Delta y_2 \quad (4.14)$$

Dla przykładu, odległość pomiędzy punktami o współrzędnych 51,2345 i 22,6981 oraz 51,2331 i 22,6937 według wzoru (4.10) wynosi 343,6303 m. W celu wyznaczenia niepewności w równaniu (4.14) przyjęte zostało, że $\Delta x_1 = \Delta y_1 = \Delta x_2 = \Delta y_2 = 2 \cdot 10^{-5}$. Bezwzględna maksymalna niepewność według równania (4.14) wynosi 0,0089 m, co przekłada się na względną niepewność wynoszącą 0,0026%.

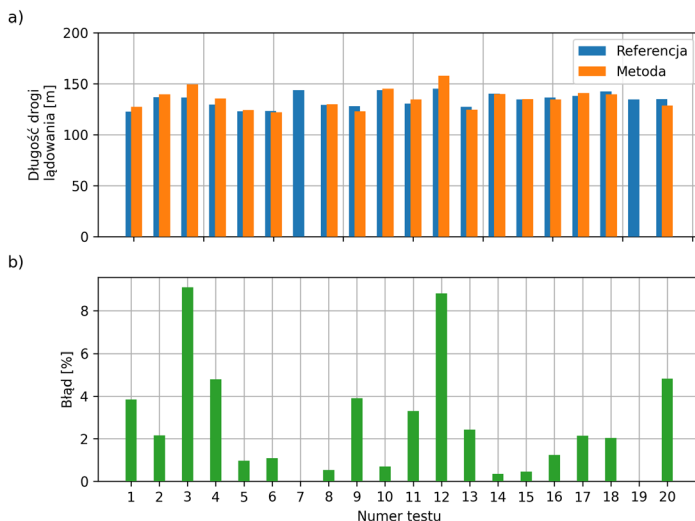
4.5. Wyznaczanie niepewności pomiaru

Niepewność pomiaru została wyznaczona eksperymentalnie poprzez porównanie wyników, otrzymanych przy użyciu opisywanego systemu pomiarowego, z metodą referencyjną (określenie długości drogi startu oraz lądowania przez obserwatora z zastosowaniem markerów umieszczonych na pasie). Każdy pomiar poddano analizie porównawczej z metodą referencyjną, a także obliczono średnią różnicę między pomiarami. Na rysunku 4.13 przedstawiono wyniki pomiarów odległości dobiegu samolotu MS880, który został użyty do przeprowadzenia pomiaru.



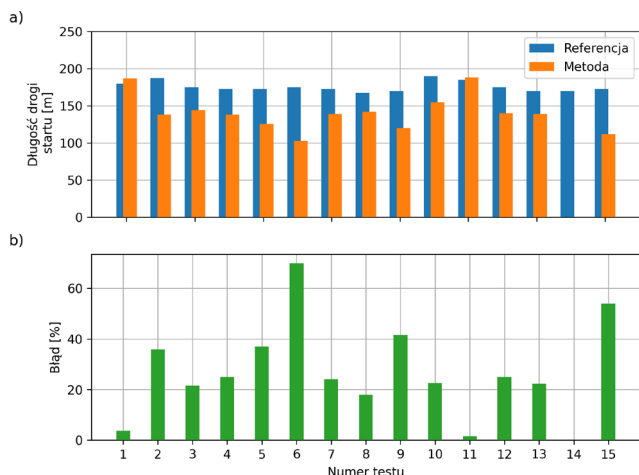
Rys. 4.13. Wyniki pomiarów długości drogi lądowania – pierwsza seria: a) wyniki pomiarów, b) błąd procentowy

Średnia różnica pomiędzy pomiarami otrzymanymi przy użyciu badanej metody oraz metody referencyjnej wynosiła 8,09%. W kilku przypadkach zaobserwowano dość istotne różnice między wynikami pomiarów a wynikami uzyskanymi metodą referencyjną. Dlatego też zdecydowano się na instalację urządzenia bezpośrednio na metalowych elementach konstrukcji samolotu (nadal w kokpicie). Procedura pomiarowa została powtórzona, wyniki przedstawiono na rysunku 4.14.



Rys. 4.14. Wyniki pomiarów długości startu – MS880: a) wyniki pomiarów, b) błąd procentowy

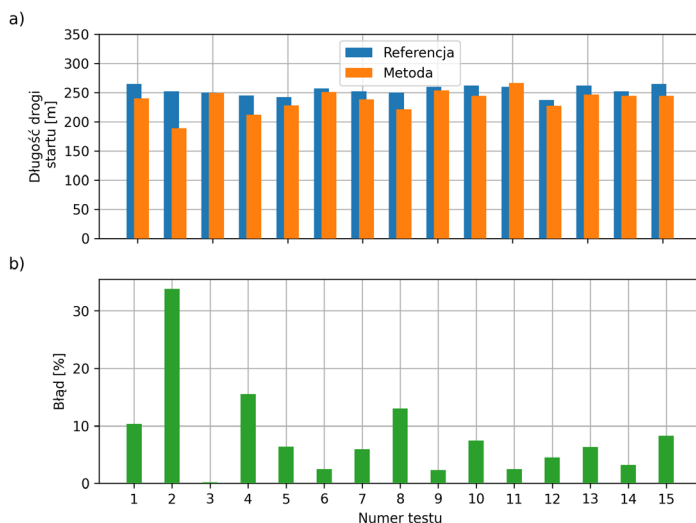
Uzyskana średnia różnica wyniosła 2,92%, wynik jest wartością znacznie mniejszą od zakładanej (7%). Znacznie mniejsze długości drogi lądowania spowodowane były czołowym wiatrem podczas testów oraz intensywnym wykorzystaniem hamulców kół. Wyniki pomiarów rozbiegu przedstawiono na rysunku 4.15.



Rys. 4.15. Wyniki pomiarów długości startu – MS880: a) wyniki pomiarów, b) błąd procentowy

Wystąpiły dość znaczne różnice pomiędzy pomiarami w porównaniu z metodą referencyjną (średnio o 28%) i praktycznie za każdym razem wynik metody referencyjnej był wyższy od wyniku pomiaru. Powtórzenie pomiarów nie rozwiązało problemu. Średnia bezwzględna różnica $\frac{1}{n} \sum |x_m - x_r|$ pomiędzy wynikiem uzyskanym z opracowanego urządzenia x_m a wynikiem z metody referencyjnej x_r dla n pomiarów wynosiła około 35 m, co przy prędkości startowej około 25 m/s daje czas opóźnienia 1,4 s, czyli znacznie więcej niż typowy czas reakcji obserwatora (ok. 1 s). Stwierdzono, że możliwy jest błąd systematyczny w metodzie referencyjnej, który polega na błędnej obserwacji odrywania się kół podwozia od podłoża. Błąd występował ze względu na wyposażenie podwozia samolotu MS880 w amortyzatory teleskopowe, które wydłużają czas kontaktu kół samolotu z podłożem. Dodatkowo na omawiane zjawisko wpłynął fakt, że koło tuż po oderwaniu jeszcze przez chwilę styka się z trawą, co przekłada się na optyczne wrażenie kontaktu koła z nawierzchnią. Mogło to przyczynić się do błędnych obserwacji w metodzie referencyjnej. W tym miejscu należy podkreślić, że chociaż metoda referencyjna jest stosowana w zawodach

w lataniu precyzyjnym, to nie jest metodą o znaczeniu praktycznym w badaniach osiągow samolotu. Omawiana metoda wykorzystuje zlokalizowane na pasie startowym markery (rys. 2.1), które są rozłożone w znanych odległościach. Ocena odległości odbywa się na podstawie wizualnej oceny obserwatora. Istnieje wiele czynników, które mogą wpłynąć na pomiar tego rodzaju, zaliczyć do nich można m.in.: długość trawy na pasie startowym, nierówności powierzchni. Dodatkowo metoda ta wymaga obecności obserwatora, z tego względu jest ona niepraktyczna z punktu widzenia badania osiągow samolotu. Stwierdzono zatem, że pomiary metodą sieci neuronowych można uznać za prawidłowe. Jest to uzasadnione, biorąc pod uwagę zmierzoną średnią długość rozbiegu, która wyniosła 140 m. Wartość ta różniła się o 7% od długości rozbiegu według danych z instrukcji użytkownika w locie dla samolotu MS 880 (130 m). Jednak w związku z powyższymi wątpliwościami zdecydowano się powtórzyć pomiar samolotem wyposażonym w podwozie bez amortyzatorów teleskopowych. Był to drugi samolot użyty w tym badaniu, Cessna 172. Przed lotami pomiarowymi wykonano pomiary przyspieszenia, pola magnetycznego i sygnałów GPS w celu wytrenowania sieci neuronowej dla tego samolotu. Następnie wykonano odpowiednie pomiary długości rozbiegu opisywaną metodą i jednocześnie metodą referencyjną. Wyniki przedstawiono na rysunku 4.16.



Rys. 4.16. Wyniki pomiarów długości startu – Cessna 172: a) wyniki pomiarów, b) błąd procentowy

Zaobserwowano znacznie lepszą korelację wyników pomiarów dla obu metod, średnia różnica wyniosła 6,31%. Również w przypadku C172, którego podwozie charakteryzuje się inną konstrukcją niż MS880, zostały zaobserwowane wyższe wyniki pomiarów metodą referencyjną. Zatem subiektywne obserwacje, wspomagane przez znaczniki wzdłuż pasa startowego, obarczone są błędem wynikającym z reakcji oka obserwatora i niemożnością rozróżnienia punktu startu, ze względu na trudność w dokładnej optycznej lokalizacji styku koła z nawierzchnią. Dodatkowo warunki obserwacji mogłyby pogorszyć obecność trawy na pasie.

Na podstawie przedstawionej w tym rozdziale metody wyznaczenia niepewności pomiaru, określona została ogólna niepewność pomiaru poprzez uśrednienie utrzymanych wartości z każdej z serii pomiarowych. Wykluczona została jedna seria ze względu na występujące wątpliwości względem metody referencyjnej i trudności w jednoznacznym określeniu długości drogi z wykorzystaniem markerów. Metodę wyznaczenia ogólnej niepewności wraz z wynikiem przedstawiono za pomocą równania 4.15.

$$\frac{6,31\% + 2,92\% + 8,09\%}{3} = 5,78\% \quad (4.15)$$

Zastosowanie opracowanej metody w badaniach długości startu i lądowania samolotu

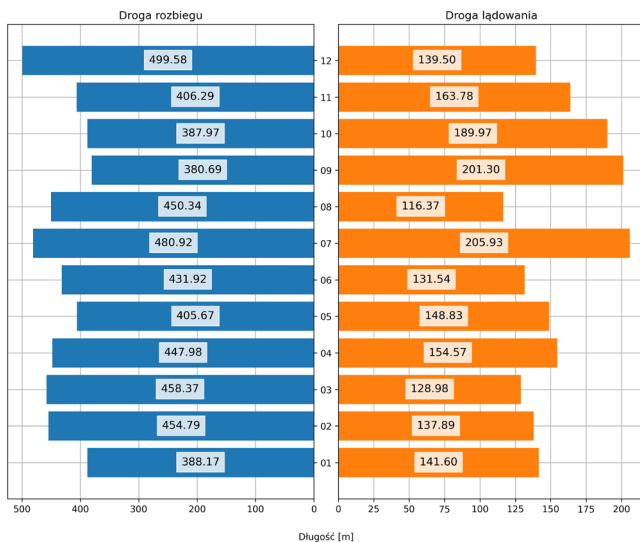
Przeprowadzone zostały praktyczne testy opisywanej metody. Pomiary przeprowadzone zostały dla trzech typów samolotów Cessna 152, PZL 110 Koliber 150 oraz Antonow-2. Dla samolotu typu Cessna 152 przeprowadzone zostały 2 serie pomiarowe. W przypadku samolotu PZL 110 Koliber 150 przeprowadzono 5 serii pomiarowych dla różnych warunków oraz różnych parametrów początkowych:

- pierwszą serię pomiarową wykonano, gdy na dobiegu użyto hamulców;
- druga seria pomiarów:
 - użyto hamulców z dodatkowym obciążeniem (+1 osoba na pokładzie);
 - bez wykorzystania hamulców z dodatkowym obciążeniem;
 - użyto hamulców bez dodatkowego obciążenia;
- trzecia seria pomiarów przeprowadzana była na pasie o nawierzchni utwardzonej oraz na pasie o nawierzchni gruntowej, badania przeprowadzono z zastosowaniem hamulców oraz bez ich wykorzystania;
- czwarta seria składała się z pomiarów na pasie o nawierzchni gruntowej dla trawy wysokiej oraz niskiej;
- piąta seria przeprowadzona została na pasie porośniętym trawą średniej wysokości.

W przypadku samolotu Antonow-2 przeprowadzono proces zbierania danych w celu określenia efektywności sieci w określaniu momentu oderwania i przyziemienia samolotu. Głównym celem było sprawdzenie metody w przypadku samolotu ciężkiego.

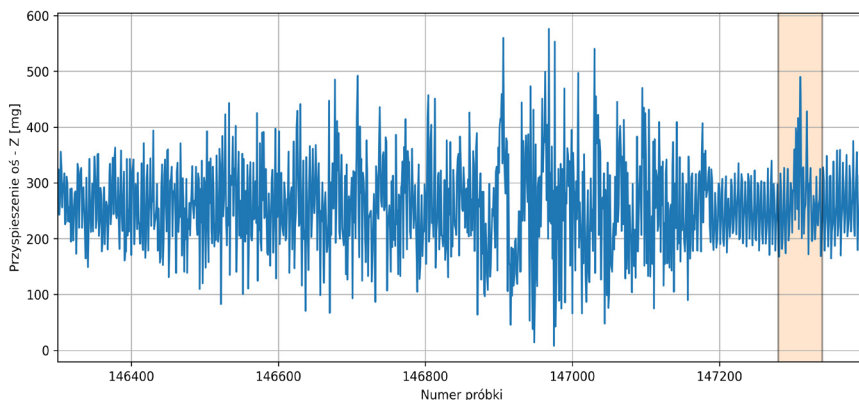
Dla samolotu typu Cessna 152 przeprowadzone zostały dwie serie pomiarowe. W pierwszej serii pomiarowej średnia długość startu wynosiła $432,11 \pm 37,20$ m, zaś średnia długość drogi lądowania wyno-

siła: $155,02 \pm 28,15$ m. Dla tej grupy przeprowadzone zostało 12 pomiarów. Wyniki pomiarów dla omawianego przypadku przedstawiono na rysunku 5.1.



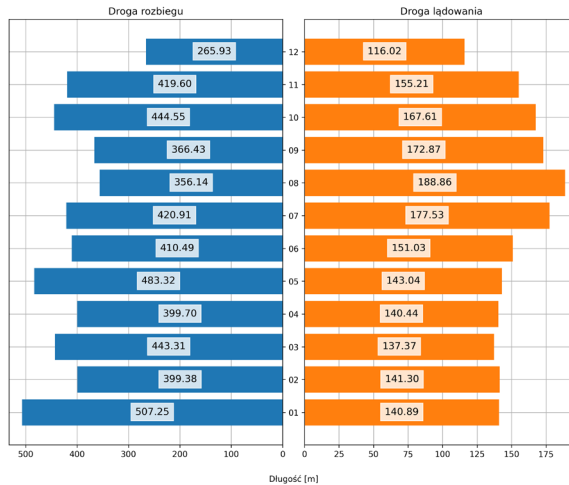
Rys. 5.1. Długość drogi startu i lądowania dla pierwszej serii pomiarowej dla samolotu typu Cessna 152

W przypadku drogi rozbiegu dość często występującym zjawiskiem są dłuższe odbicia od ziemi przed całkowitym oderwaniem. Tego typu zdarzenia w znaczącym stopniu wpływają na wydłużenie drogi rozbiegu. Zmianę przyspieszenia na osi z dla omawianego zjawiska przedstawiono na rysunku 5.2.



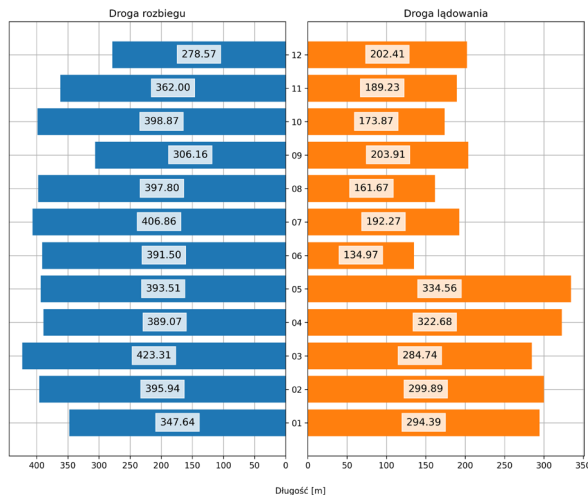
Rys. 5.2. Zmiana wartości przyspieszenia dla osi z

W przypadku drugiej serii pomiarowej wartość średnia drogi rozbiegu była równa $409,75 \pm 59,95$ m, zaś droga lądowania $152,69 \pm 19,70$ m. Wyniki pomiarów dla omawianego przypadku przedstawiono na rysunku 5.3.



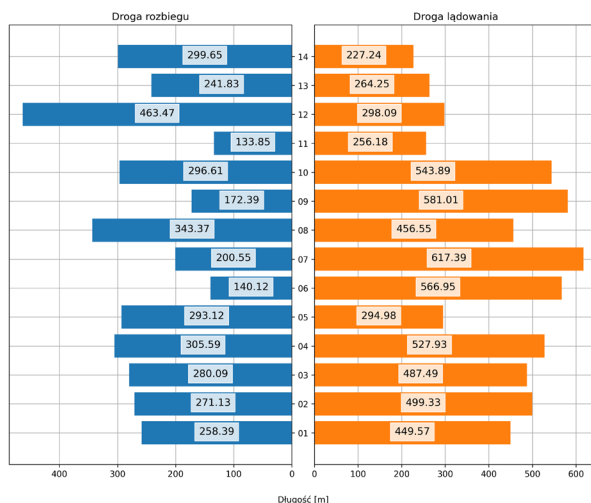
Rys. 5.3. Długość drogi startu i lądowania dla drugiej serii pomiarowej dla samolotu typu Cessna 152

W przypadku samolotu PZL 110 Koliber 150 dla pierwszej serii pomiarowej średnia długość rozbiegu wynosiła $374,27 \pm 41,47$ m, a średnia długość drogi dobiegu wynosiła $232,05 \pm 66,91$ m. Wyniki pomiarów dla omawianej serii pomiarowej przedstawiono na rysunku 5.4.



Rys. 5.4. Długość drogi startu i lądowania dla pierwszej serii pomiarowej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150

Druga seria pomiarowa składa się z 3 pomiarów: z wykorzystaniem hamulców, bez wykorzystania hamulców oraz z dodatkowym obciążeniem (+1 osoba) bez wykorzystania hamulców. Średnia długość drogi rozbiegu dla pomiarów z wykorzystaniem hamulców wynosiła $284,70 \pm 119,14$ m, a średnia długość drogi lądowania wynosiła $261,44 \pm 25,24$ m. W przypadku pomiaru z dodatkowym obciążeniem średnia długość drogi rozbiegu i dobiegu wynosiła kolejno: $230,61 \pm 76,88$ m oraz $553,16 \pm 53,81$ m. Dla pomiarów bez dodatkowego obciążenia i bez wykorzystania hamulców średnia długość drogi rozbiegu wynosiła $307,66 \pm 37,86$ m, zaś średnia długość drogi dobiegu wynosiła $451,86 \pm 82,37$ m. Długość drogi startu i lądowania dla drugiej serii pomiarowej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150 przedstawiono na rysunku 5.5.



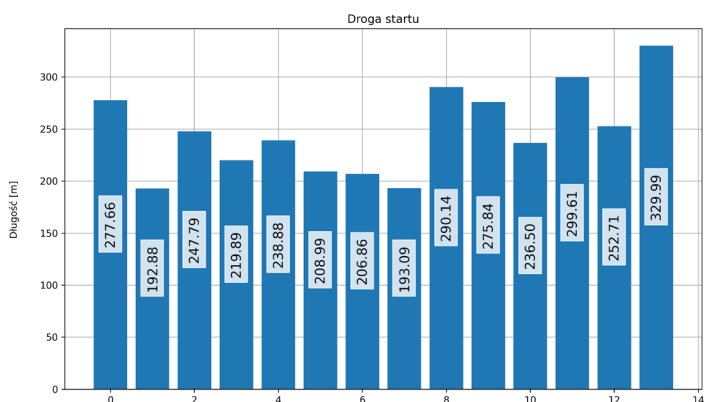
Rys. 5.5. Długość drogi startu i lądowania dla drugiej serii pomiarowej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150

W trzeciej serii pomiarowej przeprowadzono badania w następujących warunkach:

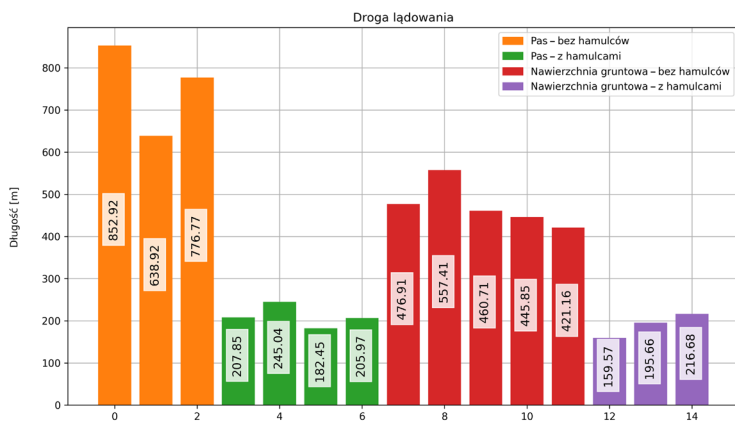
- pas startowy bez użycia hamulców;
- pas startowy z wykorzystaniem hamulców;
- nawierzchnia gruntowa bez wykorzystania hamulców;
- nawierzchnia gruntowa z wykorzystaniem hamulców.

Dla tej serii pomiarów średnia długość drogi rozbiegu była równa $247,92 \pm 42,16$ m. Wyniki dla poszczególnych pomiarów przedstawiono

na rysunku 5.6. Średnia długość drogi lądowania dla pasa startowego bez wykorzystania hamulców była równa $756,21 \pm 108,47$ m, zaś z wykorzystaniem hamulców droga ta wynosiła $210,33 \pm 25,86$. Dla nawierzchni gruntowej średnia droga lądowania bez wykorzystania hamulców była równa $472,41 \pm 51,76$ m, a z wykorzystaniem hamulców droga ta wynosiła $190,64 \pm 28,89$ m. Wyniki pomiarów drogi lądowania dla każdej z grup przedstawiono na rysunku 5.7.



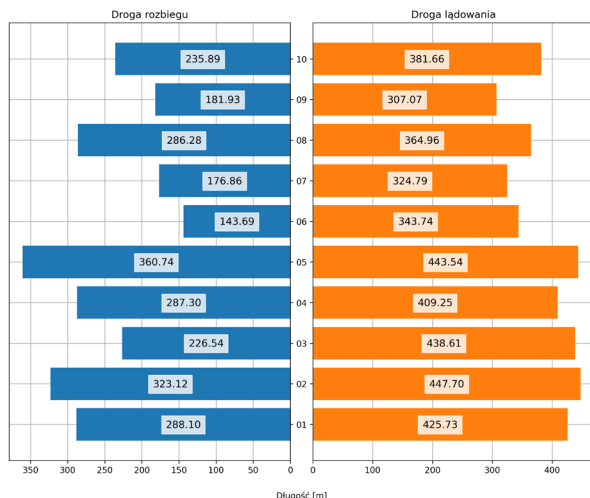
Rys. 5.6. Długość drogi startu dla trzeciej serii pomiarowej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150



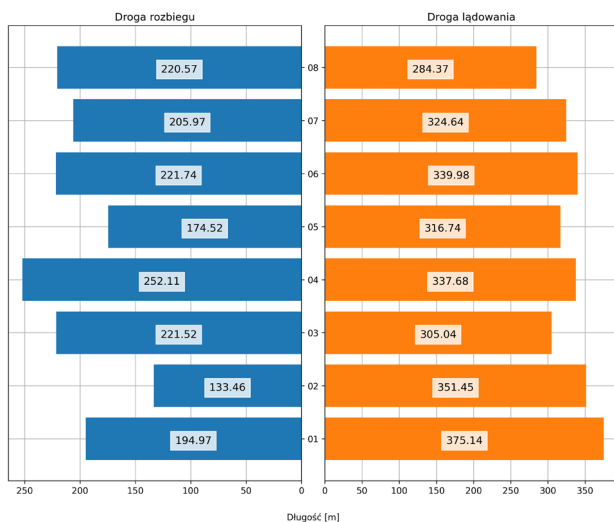
Rys. 5.7. Długość drogi lądowania dla trzeciej serii pomiarowej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150

Czwarta seria pomiarów przeprowadzana była na pasie porośniętym trawą wysoką i niską. Średnia droga lądowania dla trawy niskiej wynosiła $432,97 \pm 15,62$ m, a średnia długość drogi rozbiegu wynosiła $297,16 \pm 49,71$ m. W przypadku trawy wysokiej średnia droga roz-

biegu wyniosła $204,93 \pm 56,22$ m, zaś średnia droga lądowania wyniosła $344,45 \pm 29,96$ m. Wyniki pomiarów dla omawianej serii przedstawiono na rysunku 5.8.



Rys. 5.8. Długość drogi startu i lądowania dla trawy niskiej oraz wysokiej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150



Rys. 5.9. Długość drogi startu i lądowania dla trawy średniej dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150

Ostatnia seria pomiarowa dla samolotu PZL 110 Koliber 150 przeprowadzana była na trawie o średniej wysokości. Średnia droga lądowania wynosiła $329,38 \pm 28,19$ m, w przypadku rozbiegu średnia

droga wynosiła $203,12 \pm 36,15$ m. Wyniki pomiarów dla omawianej serii przedstawiono na rysunku 5.9.

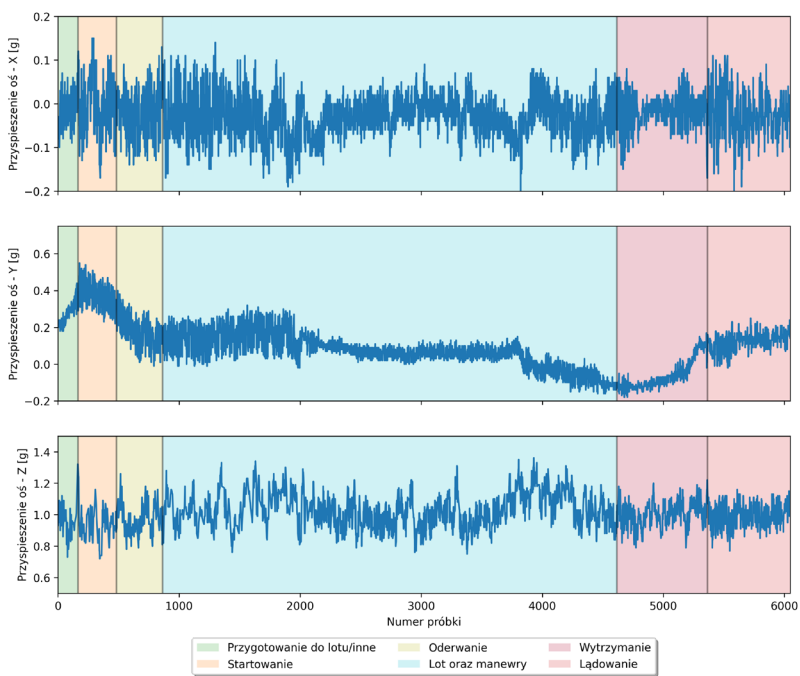
Przeprowadzone pomiary ukazały, że opracowane urządzenie oraz oprogramowanie pozwalają na rozpoznanie momentu przyziemienia oraz oderwania i w dalszej procedurze na określenie długości drogi lądowania oraz rozbiegu. W przeprowadzonych seriach pomiarowych dla samolotu typu PZL 110 Koliber 150, w zależności od założonych parametrów badania, widoczne są zmiany w długości drogi rozbiegu i lądowania.

5.1. Aplikacja opracowanej metody do samolotu PZL An-2

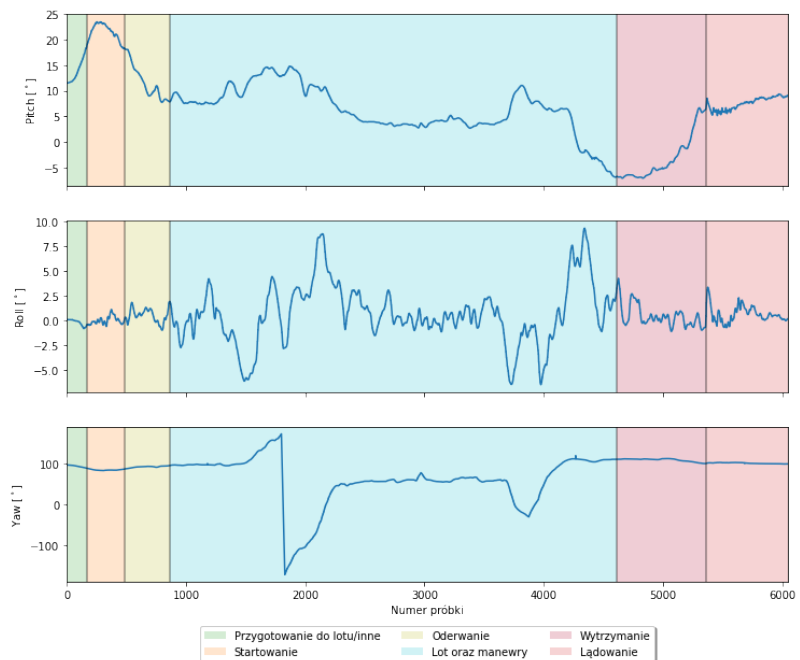
W celu sprawdzenia uniwersalności metody podjęto próbę dostosowania sieci neuronowej do samolotu o znacznie większej masie startowej w porównaniu do maszyn, na których tworzono i optymalizowano urządzenie i algorytmy.

Obiektem badawczym był samolot SP-KSA Antonow An-2 TP. An-2 jest to dwupłatowiec o napędzie na silniku gwiazdowym PZL Asz-62IR. Wersja TP oznacza wariant transportowo-pasażerski [61]. Omawiany typ statku powietrznego posiada odmienny przebieg czasowy przyspieszenia drgań, który wynika z przenoszenia drgań silnika na konstrukcję samolotu. W zebranych danych zidentyfikowane zostało występowanie artefaktów, a dokładniej pojedynczych dużych odchyłeń wartości. Dla wskazań akcelerometru wartości te zostały usunięte poprzez zastosowanie progu, a następnie wykorzystano proces interpolacji liniowej w celu rekonstrukcji danych. Artefakty również występowały w wartościach kątów Eulera. W celu korekcji artefaktów zastosowano EWMA (ang. Exponential Weighted Moving Average) – wykładniczą ważoną średnią kroczącą [62]. Wskazania urządzenia zostały porównane z przetworzonymi danymi z wykorzystaniem EWMA. Usuwane były wartości, które przekraczały dany próg.

Dla klasy I w przykładowym pomiarze zauważyć można wzrost wartości amplitudy dla osi x oraz powolne zmniejszanie wartości dla osi x . Klasa V charakteryzuje się znacznym wzrostem amplitudy na osi x oraz większą wariancją wartości dla osi y . Wizualizacja wartości przyspieszenia dla 3 osi z przykładowego pomiaru z uwzględnieniem klas przedstawiono na rysunku 5.10.



Rys. 5.10. Zmiana wartości przyspieszenia dla 3 osi dla przykładowego pomiaru

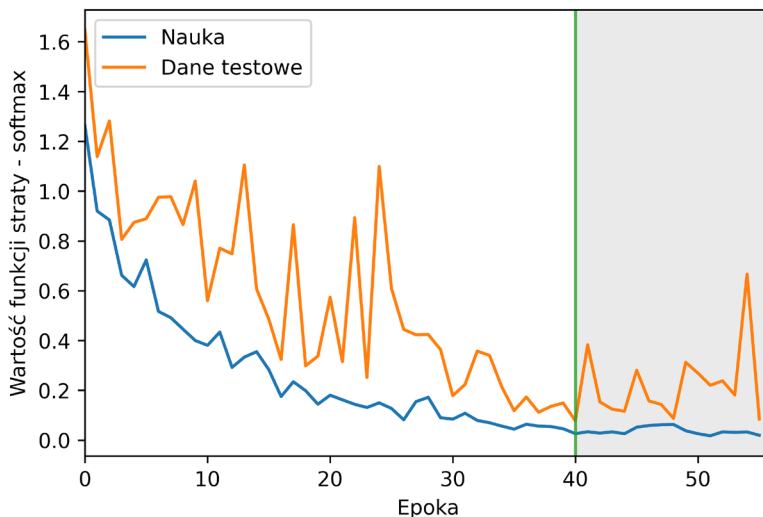


Rys. 5.11. Zmiana wartości kątów Eulera dla przykładowego pomiaru

Dla klasy I wartości kąta ϕ przejawiają wzrost amplitudy drgań, kąt θ przejawia tendencję wzrostową – podobnie jak w przypadku samolotu Cessna 152. Podobną charakterystykę dla wartości ϕ zaobserwować można w klasie V. Wizualizacja wartości kątów Eulera z przykładowego pomiaru z uwzględnieniem klas przedstawiono na rysunku 5.11.

Proces uczenia został przeprowadzony w taki sam sposób, jak zostało to opisane w rozdziale 4.2: *Uczenie sieci – transfer learning*.

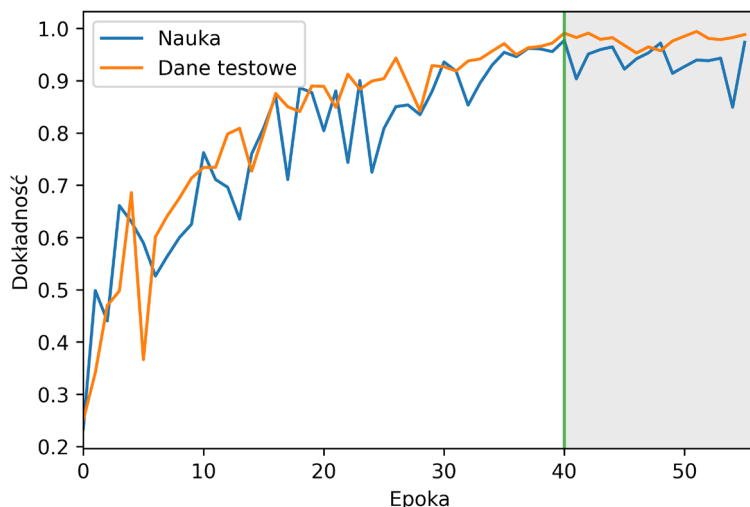
Dla danych rzeczywistych docelowa liczba epok wynosiła 500, uczenie zostało zatrzymane na epoce 40 ze względu na brak zmniejszenia wartości funkcji straty przez 15 epok. Dane zebrane ze statku powietrznego An-2 w znaczący sposób różniły się od danych z lekkich statków powietrznych. Sieć osiągnęła zbieżność dopiero po 40 epokach, a w dalszym uczeniu wystąpiło zjawisko *overfitting*, dlatego nauka została przerwana na epoce 40. Zmiana wartości funkcji straty przedstawiona została na rysunku 5.12, zaś zmiana dokładności na rysunku 5.13.



Rys. 5.12. Zmiana wartości funkcji straty na epokę

W procesie nauki sieć osiągnęła wartość funkcji straty równą 0,0788 oraz dokładność na poziomie 0,9769 dla zestawu testowego. Na zestawie przeznaczonym do nauki wartość funkcji straty była równa 0,0261, a dokładność wyniosła 0,9910. Do oceny dokładności sieci zastosowane zostały te same metody co poprzednio. W tabeli 5.1. przedsta-

wiono miary określające sieć. Macierz pomyłek została przedstawiona na rysunku 5.14.

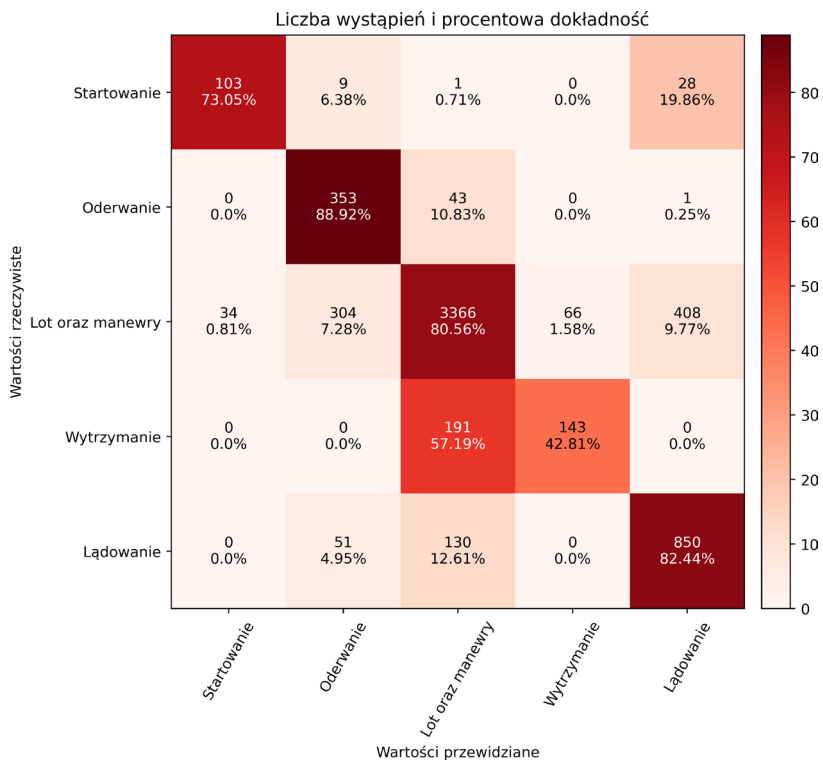


Rys. 5.13. Zmiana dokładności na epokę

Tabela 5.1. Miary określające sieć

Klasa	Precyzja	Czułość	F_1
Start	0,75	0,73	0,74
Oderwanie	0,49	0,89	0,63
Lot oraz manewry	0,90	0,81	0,85
Wytrzymanie	0,68	0,43	0,53
Lądowanie	0,66	0,82	0,73
Dokładność:			0,79

Opisany proces uczenia sieci przebiegł pomyślnie, sieć osiągnęła zadowalającą dokładność dla danych, które zostały zebrane. Sieć osiągnęła wysoką dokładność dla klasy I – start oraz klasy V – lądowanie. Najwyższą dokładność przypadła klasie II – oderwanie. Klasa IV – wytrzymanie w znacznym stopniu estymowana jest jako klasa III – lot oraz manewry. Strata dokładności dla klasy IV nie wpływa w znaczącym stopniu na dokładność predykcji całego systemu, ze względu na to, iż traktowana jest jako klasa przejściowa.



Rys. 5.14. Macierz pomyłek

Wnioski

Opracowano nową metodę pomiaru długości rozbiegu i dobiegu samolotu z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych. Metoda pomiaru długości drogi startu oraz lądowania samolotu wykorzystuje pokładowy układ pomiarowy, który przesyła informacje do jednostki przetwarzającej dane. Dane przetwarzane są przez algorytm sztucznej sieci neuronowej oraz algorytmy pomocnicze. Oprogramowanie, na podstawie wskazań pokładowego układu pomiarowego, określa aktualną fazę lotu (jedną z 5 klas). Chwila, w której następuje przejście z klasy I (start) do klasy II (oderwanie), określa moment oderwania, zaś przejście z klasy IV (wytrzymanie) do klasy V (lądowanie) określa moment przyziemienia. Na tej podstawie określone są chwile czasu, w których należy interpolować wskazania odbiornika GNSS. Poprzez uprzednie zastosowanie algorytmu 2SN dla predykcji opracowanego modelu sztucznej sieci neuronowej, a następnie wzorów *haversine* dla interpolowanych wskazań układu GNSS jest możliwe wyznaczenie długości drogi startu lub lądowania.

Zaletą opracowanej metody pomiaru startu i lądowania jest brak konieczności użycia aparatury naziemnej, a także udziału obserwatorów. Ponadto wynik pomiaru dostępny jest na żądanie. Opracowany układ pomiarowy służy do zbierania danych niezbędnych do określenia momentu startu oraz oderwania samolotu, a zastosowany model sztucznej sieci neuronowej pozwala na analizę danych.

Na podstawie analiz i wyników badań przeprowadzonych w pracy sformułowano następujące wnioski i spostrzeżenia:

- Opracowana metoda charakteryzuje się niską niepewnością pomiaru. W badaniach weryfikacyjnych odchyłka względem metody referencyjnej wynosiła 5,78% (rozdział 5.4).

- Moduł transformatora (atencja wielogłowicowa) wyodrębnił cechy sygnału (przyspieszenie oś – x, y, z oraz kąty – θ, ϕ, ψ). Dla danych wejściowych utworzona została macierz atencji, która nadała „ważniejszym” elementom danych wejściowych wyższe współczynniki. Algorytm ekscytacji nadał określonym przebiegom czasowym wagi ze względu na ich użyteczność w predykcji sieci. Zastosowanie modułu TC pozwoliło na przechowywanie informacji z poprzednich stanów dla zmiany wysokości samolotu, podobnie w przypadku modułu PE, który wykorzystał algorytmy ekscytacji dla danych ze stanów poprzednich. Przedstawione rozwiązania pozwoliły na zwiększenie dokładności w procesie uczenia dla zestawu testowego o 6% względem modelu bazowego.
 - Przedstawiona w pracy metoda augmentacji danych zmniejszyła tendencję sieci do *overfitting*. W przypadku modelu bazowego nauka została przerwana na 7 epoce, zaś dla opracowanego modelu nauka przerwana została na epoce 11.
 - Uzyskana macierz pomyłek względem [63] wykazuje wyższą dokładność oraz mniejsze zjawisko mieszania się predykcji pomiędzy klasami.
 - Metoda nie jest czuła na zmienne warunki atmosferyczne oraz rodzaj i stan nawierzchni pasa startowego.
 - Układ konstrukcyjny samolotu nie wpływa na osiągnięte wyniki pomiarów.
 - Zauważono wpływ konstrukcji podwozia samolotu na wynik pomiaru, dotyczyło to zwłaszcza podwozia z amortyzatorami teleskopowymi.
- Kierunek dalszych badań:
- W zakresie optymalizacji struktury systemu:
 - optymalizacja struktury systemu (zmniejszenie stopnia skomplikowania systemu, zmniejszenie rozmiarów urządzenia pokładowego);
 - przeprowadzenie badań związanych z zastosowaniem TPU (ang. Tensor Processing Unit);
 - przeprowadzenie analizy z możliwym wykorzystaniem smartfona, który posiada rdzenie tensorowe lub z zewnętrzną jednostką TPU.

- W zakresie optymalizacji oprogramowania:
 - opracowanie i przeprowadzenie analizy modelu sieci neuronowej odpowiedzialnego za segmentację przebiegów czasowych;
 - optymalizacja ilości analizowanych danych.

Planowane jest opracowanie wersji komercyjnej pokładowego urządzenia pomiarowego, a także dostosowanie opracowanej metody do wymogów wynikających z potencjalnych aplikacji w badaniach i przemyśle.

Bibliografia

- [1] Anderson J. D., *Aircraft Performance and Design*, New York: Tata McGraw-Hill, 2010.
- [2] Ward D., Strganac T. i Niewoehner R., *Introduction to Flight Test Engineering*, Dubuque Iowa: Kendall/Hunt, s. 101-128, 2006.
- [3] Filippone A., *Flight Performance of Fixed and Rotary Wing Aircraft*. AIAA Education Series, Reston, VA: AIAA, 2006.
- [4] Gudmundsson S., *General Aviation Aircraft Design: Applied Methods and Procedures*, Oxford: Butterworth-Heinemann, 2013.
- [5] Zhao N. i Zhang J., „Research on the Prediction of Aircraft Landing Distance,” *Hindawi Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2022, no. 1436144, s. 1-10, 2022.
- [6] Gu R.-p. i Weng P., „Estimation of Wet and Contaminated Runway Landing Distance Based on Multiple Linear Regression,” *Journal of Civil Aviation University of China*, vol. 32, no. 3, s. 20-22, 2014.
- [7] Zalewska-Tytlak A., Łyszczuk T. i Pytka J., „Soil Cone Index Impact on Aircraft Ground Performance,” w *IEEE 7th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace)*, Piscataway, NJ, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) 2020.
- [8] Landsberg B., „Safety Pilot: Soft Field, Soft Thinking. Who Is Responsible for a Takeoff Gone Wrong?,” *AOPA Pilot*, 01.09.2016, (available online: 24.06.2024) <https://www.aopa.org/news-and-media/all-news/2016/september/pilot/safety-pilot>.
- [9] Garrison P., „Aftermath: Sunday Drive,” *Flying Magazine*, 10.11.2021 (available online: 24.06.2024) <https://www.flyingmag.com/technique-accidents-aftermath-sunday-drive/>.
- [10] Cook L., „Getting High Off Grass. Flying Organically with Turf Runways,” *Kitplanes*, 19.08.2016 (available online: 24.06.2024) <https://www.kitplanes.com/getting-high-off-grass/>
- [11] Hirschman D., „No Runway? No Problem,” *AOPA Pilot*, 05.03.2024, (available online: 24.06.2024) https://www.aopa.org/news-and-media/all-news/2014/march/pilot/1403p_stol.

- [12] Kimberlin R. D., *Flight Testing of Fixed-Wing Aircraft*, AIAA Education Series, Reston, VA: AIAA, 2003.
- [13] Bakunowicz J. i Rzucidło P., „Detection of Aircraft Touchdown Using Longitudinal Acceleration and Continuous Wavelet Transformation,” *Sensors*, vol. 20, no. 7231, s. 211–222, 2020.
- [14] Pytka J., Jóźwik J., Łyszczak T. i Gnapowski E., „Method for Determination of Airplane Takeoff and Landing Distance,” w 5th IEEE International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace), Piscataway, NJ, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) 2018.
- [15] Pytka J., Budzyński P., Tomiło P., Laskowski J., Michałowska J., Gnapowski E., Błażejczak D. i Łukaszewicz A., „IMUMETER – AI-Based Sensor for Airplane Motion Measurements,” w IEEE 8th International Workshop on Metrology for AeroSpace (MetroAeroSpace), Piscataway, NJ, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) 2021.
- [16] Pytka J., Budzyński P., Tomiło P., Michałowska J., Gnapowski E., Błażejczak D. i Łukaszewicz A., „IMUMETER – A Convolution Neural Network-Based Sensor for Measurement of Aircraft Ground Performance,” *Sensors*, vol. 21, no. 14, s. 1–21, 2021.
- [17] Pytka J., Budzyński P., Tomiło P., Michałowska J., Błażejczak D., Gnapowski E., Pytka J. i Gierczak K., „Measurement of Aircraft Ground Roll Distance During Takeoff and Landing on a Grass Runway,” *Measurement*, vol. 195, no. 111130, 2022.
- [18] Good Aviation Practice. Take-off and Landing Performance, Civil Aviation Authority of New Zeland, 2020.
- [19] Gregory J. i Liu T., *Introduction to Flight Testing*, Hoboken: John Wiley & Sons Ltd., s. 190–204, 2021.
- [20] Gratton G. B., „A Timed Method for the Estimation of Aeroplane Takeoff and Landing Distances,” *AeroJ*, vol. 112, no. 1136, s. 613–619, 2008.
- [21] Chengdu Haicun IP Technology LLC, „Laser Landing Altimeter for Precision Aircraft Landing Aid”. Chiny Patent CN103991553B, 2013. <https://patents.google.com/patent/CN103991553B/en>
- [22] Pytka J., Budzyński P., Jóźwik J., Michałowska J., Tofil A., Łyszczak T. i Błażejczak D., „Application of GNSS/INS and an Optical Sensor for Determining Airplane Takeoff and Landing Performance on a Grassy Airfield,” *Sensors*, vol. 19, no. 5492, s. 1–15, 2019.
- [23] Gao H., Wu C., Huang D., Zha D. i Zhou C., „Prediction of Fetal Weight Based on Back Propagation Neural Network Optimized by Genetic Algorithm,” *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 18, no. 4, s. 4402–4410, 2021.
- [24] Ruishan S., Xiong C. i Chongfeng L., „Prediction Method of Actual Landing Distance of Aircraft Based on Similar Theory,” *China Safety Science Journal*, vol. 31, no. 3, s. 13–18, 2021.

- [25] Bilski J., Kowalczyk B., Marchlewska A. i Zurada J. M., „Local Levenberg–Marquardt Algorithm for Learning Feedforward Neural Networks,” JAISCR, vol. 10, no. 4, s. 299–316, 2020.
- [26] Calle-Alonso F., Pérez C. J. i Ayra E. S., „A Bayesian-Network-based Approach to Risk Analysis in Runway Excursions,” *Journal of Navigation*, vol. 72, no. 5, s. 1121–1139, 2019.
- [27] Rakowski W., *Przekształcenia falkowe. Aspekty obliczeniowe w praktyce inżynierskiej*, Białystok: Oficyna Wydawnicza Politechniki Białostockiej, 2018.
- [28] „ZED-F9R-02B-u-blox F9 High Precision Sensor Fusion GNSS Receiver. Data Sheet,” uBlox, (available online: 24.06.2024) https://content.u-blox.com/sites/default/files/ZED-F9R-02B_DataSheet_UBX-21017486.pdf.
- [29] „ANN-MB Series Multi-band, High Precision GNSS Antennas. Data Sheet,” uBlox (available online: 24.06.2024) <https://www.u-blox.com/en/product/ann-mb-series>.
- [30] Premerlani W. i Bizard P., „Direction Cosine Matrix IMU: Theory,” *Diy Drone USA*, no. 1, s. 1–30, 2009.
- [31] pololu, „Pololu MinIMU-9 + Arduino AHRS (Attitude and Heading Reference System),” 2016, (available online: 24.06.2024) <https://www.pololu.com/product/2738>
- [32] „LIS3MDL. Digital Output Magnetic Sensor: Ultra-Low-Power, High-Performance 3-Axis Magnetometer. Datasheet – Production Data,” STMicroelectronics, (available online: 24.06.2024) <https://www.st.com/resource/en/datasheet/lis3mdl.pdf>.
- [33] „LPS25H. MEMS Pressure Sensor: 260–1260 Hpa Absolute Digital Output Barometer. Datasheet – Production Data,” STMicroelectronics, (available online: 24.06.2024) <https://www.st.com/resource/en/datasheet/lps25h.pdf>.
- [34] „LSM6DS33. iNEMO Inertial Module: Always-On 3D Accelerometer and 3D Gyroscope. Datasheet – Production Data,” STMicroelectronics, (available online: 24.06.2024) <https://www.st.com/resource/en/datasheet/lsm6ds33tr-c.pdf>.
- [35] Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser L. i Polosukhin I., „Attention Is All You Need,” w: 31st Conference on Neural Information Processing Systems, s. 1–11, Long Beach, 2017.
- [36] Hu J., Shen L., Albanie S., Gang S. i Wu E., „Squeeze-and-Excitation Networks,” w: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, The Institute of Electrical and Electronics Engineers, s. 7132–7141, 2018.
- [37] Xu P., Li Q., Zhang B., Wu F., Zhao K., Du X., Yang C. i Zhong R., „On-Board Real-Time Ship Detection in HISEA-1 SAR Images Based on CFAR and Lightweight Deep Learning,” *Remote Sens*, vol. 13, no. 10, s. 1995, 2021.

- [38] Wu N., Green B., Ben X. i O'Banion S., „Deep Transformer Models for Time Series Forecasting: The Influenza Prevalence Case,” arXiv preprint: 2001.08317, 2022.
- [39] Kingma D. P. i Ba J., „Adam: A Method for Stochastic Optimization,” arXiv preprint: 1412.6980, 2015.
- [40] Graves A., Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks, Heidelberg: Springer, 2012.
- [41] Schmidhuber J. i Hochreiter S., „Long Short-Term Memory,” Neural Computation, vol. 9, no. 8, s. 1735–1780, 1997.
- [42] Olah C., „Understanding LSTM Networks,” colah's blog, 27.08.2015, (available online: 25.04.2022) <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [43] Wei L., Zhong Q., Lin R., Wang J., Liu S. i Cao Y., „Quantitative Prediction of High-Energy Electron Integral Flux at Geostationary Orbit Based on Deep Learning,” Space Weather, vol. 16, no. 7, s. 903–916, 2018.
- [44] Bahdanau D., Cho K. i Bengio Y., „Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate,” arXiv preprint: 1409.0473, 2014.
- [45] Casal R., Di Persia L. E. i Schlotthauer G., „Temporal Convolutional Networks and Transformers for Classifying the Sleep Stage in Awake or Asleep Using Pulse Oximetry Signals,” Journal of Computational Science, vol. 59, s. 101544, 2021.
- [46] Weng L., „Attention? Attention!,” Lil'Log, 24.06.2018, (available online: 25.04.2022) <https://lilianweng.github.io/posts/2018-06-24-attention/>.
- [47] Wang C.-Y., Liao H.-Y. M., Yeh I.-H., Wu Y.-H., Chen P.-Y. i Hsieh J.-W., „CSPNet: A New Backbone That Can Enhance Learning Capability of CNN,” w Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, s. 390–391, 2019.
- [48] Bai S., Kolter Z. J. i Koltun V., „An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling,” arXiv preprint:1803.01271, 2018.
- [49] Aatila M., Lachgar M. i Kartit A., „Comparative Study of Optimization Techniques in Deep Learning,” Journal of Physics: Conference Series 2021, vol. 1743, no. 012002, s. 1–12, 2021.
- [50] Ajagekar A., „Adam – Cornell University Computational Optimization Open Textbook – Optimization Wiki,” Wikipedia, 06.12.2021, (available online: 07.11.2022) <https://optimization.cbe.cornell.edu/index.php?title=Adam>.
- [51] Cleveland W. S., „Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots,” Journal of the American Statistical Association, vol. 74, no. 368, s. 829–836, 1979.

- [52] „ATAN2 function,” MedCalc, (available online: 25.04.2022) <https://www.medcalc.org/manual/atan2-function.php>.
- [53] Gorry P. A., „General Least-Squares Smoothing and Differentiation by the Convolution (Savitzky-Golay) Method,” *Analytical Chemistry*, nr 62, s. 570–573, 1990.
- [54] Li L., Jamieson K., DeSalvo G., Rostamizadeh A. i Talwalkar A., „Hyperband: A Novel Bandit-Based Approach to Hyperparameter Optimization,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 18, s. 1–52, 2018.
- [55] Iwana B. K. i Uchida S., „An Empirical Survey of Data Augmentation for Time Series Classification with Neural Networks,” *PLOS ONE*, vol. 16, no. 7, s. e0254841, 2021.
- [56] „Samolot Cessna 152. Instrukcja użytkowania w locie,” MGN Alaris Consulting: Warszawa, 1978.
- [57] Państwowe Zakłady Lotnicze Warszawa-Okęcie, Instrukcja użytkowania w locie samolotu Koliber 150 z silnikiem Lycoming O-320-E2A, Państwowe Zakłady Lotnicze Warszawa-Okęcie, 1989.
- [58] „compute_class_weight,” scikit learn, (available online: 09.07.2022) https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.utils.class_weight.compute_class_weight.html.
- [59] van den Oord A., Dieleman S., Zen H., Karen S., Oriol V., Graves A., Kalchbrenner N., Senior A. i Kavukcuoglu K., „WaveNet: A Generative Model for Raw Audio,” arXiv preprint:1609.03499, 2016.
- [60] „haversine_distances,” scikit learn, (available online: 09.07.2022) https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.pairwise.haversine_distances.html.
- [61] Państwowe Zakłady Lotnicze, Typ An-2 Instrukcja Użytkowania w Locie, Mielec, 1970.
- [62] Sukparungsee S., Areepong Y. i Taboran R., „Exponentially Weighted Moving Average – Moving Average Charts for Monitoring the Process Mean,” *PLoS ONE*, vol. 15, no. 2, s. 1–24, 2022.
- [63] Beilfuss T., Kortmann K.-P., Wielitzka M., Hansen C. i Ortmaier T., „Real-Time Classification of Road Type and Condition in Passenger Vehicles,” w 21st IFAC World Congress, vol. 53, no. 2, s. 14254–14260, 2020.

Załącznik

