



UNIWERSYTET WARMIŃSKO-MAZURSKI W OLSZTYNIE
WYDZIAŁ GEOINŻYNIERII

mgr inż. Maja Michałowska

WSPARCIE PROCESÓW INWENTARYZACJI ROŚLINNOŚCI W SEKTORZE ENERGETYCZNYM PRZY WYKORZYSTANIU NOWOCZESNYCH TECHNOLOGII

PROJEKT WDROŻENIOWY DLA FIRMY VIMAP SP. Z O.O.

Rozprawa doktorska wykonana w Katedrze Geodezji
pod kierunkiem dr. hab. inż. Jacka Rapińskiego, prof. UWM
i promotora pomocniczego dr inż. Joanny Janickiej
oraz w przedsiębiorstwie Vimap sp. z o.o.
pod kierunkiem opiekuna biznesowego
mgr inż. Roberta Ziehm

OLSZTYN 2023

Badania współfinansowane przez Ministerstwo Edukacji i Nauki
w ramach III edycji programu "Doktorat wdrożeniowy"
Numer umowy: DWD/3/19/2019.

Badania współfinansowane przez Vimap sp. z o.o.
w ramach działalności badawczo-rozwojowej.

Spis treści

Streszczenie **5**
Abstract **6**
Wykaz skrótów **9**
Wprowadzenie **10**
1. Doktorat wdrożeniowy **14**
1.1. Firma Vimap sp. z o.o. – uczestnik projektu 15
1.2. Problemy technologiczne, cele i hipotezy badawcze 17
2. Przegląd literatury **21**
2.1. Detekcja drzew z wykorzystaniem danych z sensorów aktywnych 23
2.2. Klasyfikacja gatunków drzew z wykorzystaniem danych z sensorów pasywnych 28
3. Rozwiązanie problemu technologicznego nr 1 ..... **32**
3.1. Materiały 33
3.1.1. Chmura punktów 33
3.1.2. Pomiary referencyjne 35
3.2. Metody 36
3.2.1. Generowanie numerycznego modelu terenu 36
3.2.2. Rasteryzacja chmury punktów 37
3.2.3. Kołowa transformata Hough i procedura odszumiania danych 39
3.2.4. Wpasowanie okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów 42
3.2.5. Walidacja wyników 45
3.3. Wyniki i wnioski 46
3.4. Implementacja rozwiązania 52
3.5. Propozycja dalszych usprawnień 55
4. Rozwiązanie problemu technologicznego nr 2 ..... **57**
4.1. Eksperyment I – zobrazowania RGB 57
4.1.1. Materiały 58
4.1.1.1. Zdjęcia pionowe 59
4.1.1.2. Zdjęcia ukośne 60
4.1.1.3. Platforma ML.NET 60
4.1.1.4. ResNet-50 62
4.1.2. Metody 64
4.1.2.1. Adnotacja danych 65
4.1.2.2. Przetwarzanie i augmentacja danych 66
4.1.2.3. Walidacja modelu 68
4.1.3. Wyniki i wnioski 70
4.1.4. Implementacja rozwiązania 74
4.2. Eksperyment II – zobrazowania RGB i CIR 76
4.2.1. Materiały 77
4.2.1.1. Zdjęcia pionowe RGB 78
4.2.1.2. Zdjęcia pionowe CIR 79
4.2.1.3. Zdjęcia ukośne 81

4.2.2. Metody....82
4.2.2.1. Adnotacja danych....82
4.2.2.2. Przetwarzanie i augmentacja danych....85
4.2.2.3. Walidacja modelu....85
4.2.3. Wyniki i wnioski....85
4.2.4. Implementacja rozwiązania....88
4.3. Propozycja dalszych usprawnień rozwiązania....91
5. Wnioski....92
5.1. Weryfikacja postawionych hipotez badawczych....92
5.2. Osiągnięcie zakładanych celów badawczych....92
5.3. Rozwiązanie problemów technologicznych firmy Vimap sp. z o.o....94
Bibliografia....94

Streszczenie

Technologia lotniczego skanowania laserowego w połączeniu z zaawansowanymi technikami teledetekcji stanowi efektywne narzędzie do pozyskania danych geoprzestrzennych. Systemy mobilnej akwizycji są budowane pod konkretne zastosowania i umożliwiają gromadzenie różnorodnych danych. Dzięki temu istnieje możliwość tworzenia kompleksowych i wszechstronnych zestawów geoprzestrzennych danych, które stanowią cenny zasób informacji do prowadzenia badań w różnych dziedzinach nauki. Niniejsza dysertacja została zrealizowana w ramach projektu "Doktorat wdrożeniowy". Tematem projektu było "Wsparcie procesów inwentaryzacji roślinności w sektorze energetycznym przy wykorzystaniu nowoczesnych technologii". Projekt zakładał rozwiązanie problemów technologicznych firmy Vimap sp. z o. o. poprzez wykorzystanie najnowszych osiągnięć naukowych, wysokorozdzielczych danych geoprzestrzennych pozyskiwanych zdalnym systemem pomiarowym Vimap oraz technologii informatycznych. W ramach projektu przeprowadzono badania mające na celu opracowanie rozwiązań i narzędzi do określania lokalizacji pni drzew oraz do identyfikacji gatunków i typów drzew. Wynikiem prac są przygotowane i zaimplementowane w środowisku aplikacji firmy Vimap sp. z o.o. moduły umożliwiające lokalizowanie drzew oraz określanie ich gatunku i typu.

Proces umożliwiający automatyczne określanie lokalizacji pni drzew został opracowany na podstawie danych ze skaningu laserowego. Proces został zrealizowany z użyciem kołowej transformaty Hough, procedury odszumiania danych oraz iteracyjnego wpasowania okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów. Uzyskane w wyniku badań lokalizacje drzew stanowią wejściowe dane do procesu realizującego automatyczne określenie ich gatunku i typu. Zaproponowany proces identyfikacji gatunku oraz typu drzewa opiera się o zobrazowania lotnicze RGB oraz CIR wykorzystując potencjał głębokiego uczenia platformy ML.NET oraz architektury ResNet-50. Zbudowany model klasyfikujący osiągnął dokładność klasyfikacji gatunku drzewa na poziomie 94,6%, a typu drzewa na poziomie 95,1% przy walidacji na niezależnym zbiorze danych.

Struktura pracy została dostosowana do procesów realizowanych w ramach doktoratu wdrożeniowego, który koncentruje się na rozwiązaniu problemów

technologicznych przedsiębiorstwa. Rozdział 1 pracy jest poświęcony prezentacji założeń oraz koncepcji programu Ministerstwa Edukacji i Nauki "Doktorat wdrożeniowy" oraz uczestnika projektu – firmy Vimap sp. z o.o. W rozdziale omówiono problemy technologiczne przedsiębiorstwa oraz zdefiniowano cele i sformułowano hipotezy badawcze. Rozdział 2 stanowi syntezę dotychczasowych osiągnięć w dziedzinie detekcji drzew przy wykorzystaniu danych z aktywnych sensorów oraz klasyfikacji gatunków drzew na podstawie danych z sensorów pasywnych. Rozdział ten pełni rolę wprowadzenia w tematykę badań prowadzonych w niniejszej pracy. Rozdział 3 zawiera szczegółowy opis przeprowadzonych badań związanych z określeniem lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych uzyskanych w wyniku skanowania laserowego. Rozdział 4 prezentuje eksperymenty przeprowadzone w celu opracowania dedykowanego procesu automatycznej klasyfikacji gatunków oraz typów drzew wykorzystując zobrazowania lotnicze pozyskane systemem Vimap.

Słowa kluczowe: lotniczy skaning laserowy, detekcja pni drzew, klasyfikacja gatunków drzew, głębokie uczenie, ML.NET

Abstract

Airborne laser scanning technology, combined with advanced remote sensing techniques constitutes an effective tool for acquiring geospatial data. Mobile acquisition systems are tailored for specific applications and enable the collection of diverse data. This allows for the creation of comprehensive and versatile sets of geospatial data, which serve as a valuable resource for conducting research in various scientific fields. This dissertation was carried out as part of the "Industrial Doctorate" project. The project's theme was "Supporting vegetation inventory processes in the energy sector using modern technologies." The project aimed to address technological challenges faced by Vimap company. by leveraging the latest scientific advancements, high-resolution geospatial data obtained through the Vimap remote measurement system, and information technologies. As part of the project, research was conducted to develop solutions and tools for locating tree stems and identifying tree species and their types. The outcome of this work includes modules prepared and implemented within the Vimap company application environment, enabling tree localization and species/type identification.

The process enabling automatic determination of tree stem location was developed based on laser scanning data. This process was implemented using circular Hough transform, data denoising procedures, and iterative fitting of circles using the robust least squares method. The tree locations obtained from the research serve as input data for the process that automatically determines their species and type. The proposed tree species and type identification process relies on RGB and CIR aerial imagery, harnessing the potential of deep learning through the ML.NET platform and the ResNet-50 architecture. The constructed classification model achieved an accuracy of 94.6% for tree species classification and 95.1% for tree type classification when validated on an independent dataset.

The structure of the dissertation has been adapted to the processes carried out as part of the implementation of the industrial doctorate, which focuses on solving technological challenges faced by businesses. Chapter 1 of the dissertation is dedicated to presenting the objectives and concepts of the Ministry of Education and Science program "Industrial Doctorate" programme and the project participant – Vimap company. Technological issues of the company are discussed in this chapter,

along with the definition of goals and formulation of research hypotheses. Chapter 2 provides a synthesis of previous achievements in the field of tree detection using data from active sensors and tree species classification based on data from passive sensors. This chapter serves as an introduction to the research topics covered in this dissertation. Chapter 3 contains a detailed description of the conducted research related to determining the location of tree stems based on data from laser scanning. Chapter 4 presents experiments conducted to develop a dedicated process for automatic classification of tree species and types using aerial imagery obtained by the Vimap system.

Keywords: airborne laser scanning, stem tree detection, tree species classification, deep learning, ML.NET

Wykaz skrótów

2D – ang. *two-dimensional*, dwuwymiarowy

3D – ang. *three-dimensional*, trójwymiarowy

ABA – ang. *Area-Based Approch*, podejście obszarowe

ALS – ang. *Airborne Laser Scanning*, lotniczy skaning laserowy

CHM – ang. *Canopy Height Model*, numeryczny model koron drzew

CIR – ang. *Color Infrared,* umowna barwa prezentująca zakres bliskiej podczerwieni, złożona z kanałów barwnych NIR, R (czerwonego) i G (zielonego)

CMM – ang. *Canopy Maxima Model*, model najwyższych koron drzew

CNN – ang. *Convolutional Neural Networks*, głębokie sieci konwolucyjne

DSM – ang. *Digital Surface Model*, numeryczny model pokrycia terenu

GNSS – ang. *Global Navigation Satellite Systems*, globalne systemy nawigacji satelitarnej

ITD – ang. *Individual Tree Detection*, wykrywanie pojedynczych drzew

LiDAR – ang. *Light Detection and Ranging*, metoda zdalnego pomiaru wykorzystująca wiązkę światła laserowego

NIR – ang. *Near Infrared*, bliska podczerwień

NMT – numeryczny model terenu

OA – ang. *Overall Accuracy*, ogólna dokładność

RGB – ang. *Red Green Blue*, model przestrzeni barw, reprezentacja koloru poprzez kombinację trzech podstawowych kolorów: czerwonego, zielonego i niebieskiego

RMSE – ang. *Root Mean Square Error*, średni błąd kwadratowy

TLS – ang. *Terrestrial Laser Scanning*, naziemne skanowanie laserowe

UAV – ang. *Unmanned Aerial Vehicle*, bezzałogowy statek powietrzny

Wprowadzenie

Technologia lotniczego skanowania laserowego w połączeniu z technikami teledetekcji umożliwia szybkie i sprawne pozyskiwanie danych geoprzestrzennych (Wehr i Lohr, 1999). Technologia ta jest wykorzystywana głównie dla wielkoobszarowej akwizycji w ramach zaplanowanych kampanii fotogrametrycznych średniego i dalekiego zasięgu do m.in. aktualizacji, utrzymania oraz prowadzenia dokumentacji inwentaryzacyjnych, w tym inwentaryzacji lasu. Akwizycja danych z lotniczego skaningu laserowego dla obiektów liniowych, takich jak linie elektroenergetyczne (Lehtomäki i in., 2019), drogi, koleje (Zhu i Hyyppä, 2014a), umożliwia pozyskanie danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej stanowiących uzupełnienie danych z tradycyjnych kampanii fotogrametrycznych. W trakcie akwizycji, poza samą rejestracją zbioru danych inwentaryzowanego obiektu liniowego, pozyskiwane są materiały o pasie technologicznym otaczającym przedmiotowy liniowy obiekt, w skład którego niejednokrotnie wchodzą obszary zadrzewione i zalesione. Analiza zebranych danych geoprzestrzennych umożliwia określanie charakterystyk obszarów zalesionych bez konieczności czasochłonnego i pracochłonnego przeprowadzania inwentaryzacji w terenie.

Proces identyfikacji i rozpoznawania charakterystyk drzew przy wykorzystaniu nowoczesnych technologii polega na wyodrębnianiu zbiorów danych, analizie ich parametrów oraz zastosowaniu algorytmów klasyfikacji. Dotychczas opublikowane artykuły naukowe podkreślają skuteczność danych ze skanowania laserowego w określaniu lokalizacji drzewa (Reitberger i in., 2009; Burt i in., 2018; Xu i in., 2018a), typu drzewa (Heinzel and Koch, 2011; Bruggisser i in., 2017), gatunku (Yu i in., 2017; Kukkonen i in., 2019), pierśnicy (Yao i in., 2012a) i objętości drewna (Yao i in., 2012a; Bont i in., 2020). Przez ostanie dziesięciolecia przeprowadzono rozległe badania dotyczące identyfikacji typu (liściaste, iglaste) oraz gatunków drzew w oparciu o dane fotogrametryczne i teledetekcyjne. W badaniach uzyskiwano dokładnośći identyfikacji typu drzewa w przedziale od 73% do 96% (Holmgren i Persson, 2004; Reitberger i in., 2008; Kim i in., 2009; Heinzel i Koch, 2011; Yao i in., 2012b; Cao i in., 2016; Bruggisser i in., 2017) oraz od 74% do 95% dla określenia trzech gatunków drzew (Korpela i in., 2010; Vaughn i in., 2010; Zhang i Liu, 2013; Dalponte i in., 2014; Hovi i in., 2015;

Blomley i in., 2017; Yu i in., 2017; Ba i in., 2019; Kukkonen i in., 2019). Opublikowane artykuły naukowe podkreślają, że połączenie danych ze skanowania laserowego ze zobrazowaniami wielospektralnymi pozwala na osiągnięcie lepszej dokładności identyfikacji zarówno typu drzewa, jak i jego gatunku (Holmgren i in., 2008; Dalponte i in., 2012; Liao i in., 2018; Shi i in., 2018; Wang i in., 2018; Yang i in., 2019; Krzystek i in., 2020; Shi i in., 2020). W ostatnich latach intensywny rozwój przechodzi technologia wykorzystania bezzałogowych statków powietrznych w pozyskaniu wysokorozdzielczych danych geoprzestrzennych dedykowanych identyfikacji charakterystyk drzew z jeszcze wyższymi dokładnościami (Nevalainen i in., 2017).

Niniejsza rozprawa doktorska została zrealizowana w ramach projektu "Doktorat wdrożeniowy", realizowanego we współpracy z Ministerstwem Edukacji i Nauki (wcześniej – Ministerstwem Nauki i Szkolnictwa Wyższego), Uniwersytetem Warmińsko-Mazurskim w Olsztynie oraz przedsiębiorstwem Vimap sp. z o.o. Głównym celem projektu było opracowanie innowacyjnego rozwiązania technologicznego dla firmy Vimap sp. z o.o. wspierającego procesy inwentaryzacji roślinności w sektorze energetycznym. Projekt zakładał opracowanie i implementację procesu umożliwiającego uzyskiwanie szczegółowych informacji o drzewach na podstawie zobrazowań fotogrametrycznych i danych ze skaningu laserowego. W ramach projektu przeprowadzono szereg prac eksperymentalnych nad rozwinięciem metod i algorytmów umożliwiających automatyczną detekcję i klasyfikację drzew na podstawie danych empirycznych. Badania opierały się na analizie danych geoprzestrzennych, pozyskanych dzięki technologii lotniczego skanowania laserowego i zobrazowań fotogrametrycznych, dla obszaru pasa technologicznego linii elektroenergetycznych. W ramach prowadzonego projektu zostały zdefiniowane dwa cele badawcze:

1. Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.
2. Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny gatunku i typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.

Pierwszy cel badawczy został osiągnięty poprzez wdrożenie w środowisku oprogramowania firmy Vimap sp. z o.o. procesu detekcji pni drzew oraz określenia ich położenia na podstawie danych ze skaningu laserowego. Drugi cel badawczy został zrealizowany poprzez stworzenie aplikacji dla firmy Vimap sp. z o.o. służącej

do klasyfikacji gatunków oraz typu drzew na podstawie zobrazowań wizyjnych. Aplikacja wykorzystuje utworzony w ramach prowadzonych badań model głębokiego uczenia dedykowany identyfikacji i klasyfikacji gatunków i typu drzew.

Wdrożenie zaprojektowanego rozwiązania umożliwi firmie Vimap sp. z o. o. świadczenie udoskonalonych, innowacyjnych usług, wspomagających zarządzanie gospodarką leśną w pasach technologicznych napowietrznych linii elektroenergetycznych. Dzięki uzyskaniu oczekiwanych wyników możliwe będzie wdrożenie kompleksowego procesu pozyskiwania informacji o drzewach w pasie technologicznym obiektów liniowych. Określenie charakterystyk drzew umożliwi precyzyjne identyfikowanie drzew stanowiących zagrożenie pracy linii, co z kolei wpłynie na minimalizację zakresu prowadzenia prac wycinkowych w korytarzu linii elektroenergetycznych, przyspieszenie prac związanych z likwidacją zdiagnozowanego zagrożenia, usprawnienie procesów związanych z oszacowaniem wysokości odszkodowania za przeprowadzenie prac wycinkowych na terenach prywatnych, zapewnienie ciągłości przesyłu energii elektrycznej, poprawę wskaźników SAIDI (ang. *System Average Interruption Duration Index*)[1] i SAIFI (ang. *System Average Interruption Frequency Index*)[2], zwiększenie bezpieczeństwa sieci i w rezultacie wsparcie bezpieczeństwa energetycznego kraju.

Niniejsza dysertacja skupia się na opracowaniu rozwiązania problemów technologicznych firmy Vimap sp. z o.o. W rozdziale 1. pt. “Doktorat wdrożeniowy” zaprezentowane zostały założenia oraz koncepcja programu Ministerstwa Edukacji i Nauki “Doktorat wdrożeniowy”. Przedstawiona została sylwetka uczestnika projektu – firmy Vimap sp. z o. o. W rozdziale omówiono problemy technologiczne przedsiębiorstwa oraz zdefiniowano cele i sformułowano hipotezy badawcze. Rozdział 2 pt. “Przegląd literatury” stanowi podsumowanie osiągnięć w zakresie detekcji drzew z użyciem danych z aktywnych sensorów oraz klasyfikacji gatunków drzew z użyciem danych z sensorów pasywnych. Rozdział wprowadza w tematykę badań prowadzonych w niniejszej dysertacji. Rozdział 3 pt. “Rozwiązanie problemu technologicznego nr 1” przedstawia przeprowadzone badania związane z określaniem lokalizacji pnia drzewa z wykorzystaniem danych ze skanowania laserowego. Rozdział 4 pt. “Rozwiązanie problemu technologicznego nr 2” przedstawia

[1] wskaźnik przeciętnego (średniego) systemowego czasu trwania przerwy długiej w dostawach energii elektrycznej, wyznaczony w minutach na odbiorcę
[2] wskaźnik przeciętnej systemowej częstości przerw długich w dostawie energii

eksperymenty zrealizowane w celu opracowania procesu automatycznej klasyfikacji gatunków oraz typów drzew z użyciem zobrazowań lotniczych pozyskanych systemem Vimap.

1. Doktorat wdrożeniowy

Program Ministerstwa Edukacji i Nauki "Doktorat wdrożeniowy" to inicjatywa mająca na celu promowanie współpracy między uczelniami a sektorem biznesu, poprzez umożliwienie doktorantom prowadzenia swoich badań naukowych w środowisku praktycznym[3]. Celem programu jest stworzenie platformy, na której łączy się teorię i praktykę, umożliwiając doktorantom rozwijanie swoich umiejętności badawczych i jednocześnie dostarczając wartościowe rozwiązania dla sektora gospodarczego.

Doktorat wdrożeniowy jest realizowany we współpracy między jednostkami naukowymi oraz przedsiębiorstwami. Studenci szkół doktorskich, przy wsparciu opiekuna naukowego z uczelni oraz opiekuna biznesowego z firmy, prowadzą badania związane z konkretnymi problemami, które napotyka przedsiębiorstwo. Poprzez ścisłą współpracę z firmą, doktoranci mają możliwość zgłębiania praktycznych aspektów ich badań i rozwijania rozwiązań, które znajdą realne zastosowanie w biznesie. Doktorat wdrożeniowy zakłada, że doktoranci część swojego czasu pracy spędzają zarówno na uczelni, gdzie zdobywają wiedzę teoretyczną i metodologiczną, jak i w przedsiębiorstwie, gdzie realizują praktyczne zadania badawcze. W ten sposób program umożliwia zdobycie doświadczenia zawodowego, poznanie realiów biznesowych oraz rozwijanie umiejętności miękkich, takich jak komunikacja czy rozwiązywanie problemów.

Program "Doktorat wdrożeniowy" ma na celu przyspieszenie transferu wiedzy i technologii z uczelni do sektora gospodarczego oraz wspieranie innowacyjności i konkurencyjności polskich firm. Program stanowi krok w kierunku integracji świata nauki i biznesu, wspierając wzajemną wymianę wiedzy i doświadczeń. Poprzez promowanie współpracy między uczelniami a firmami, program ten przyczynia się do rozwoju innowacyjności w Polsce i budowania mostu pomiędzy środowiskiem akademickim i sektorem biznesu.

---

[3] https://www.gov.pl/web/edukacja-i-nauka/komunikat-ministra-nauki-i-szkolnictwa-wyzszego-z-dnia-29-maja-2019-r-o-ustanowieniu-programu-doktorat-wdrozeniowy-i-naborze-wnioskow2, 16.08.2023 r.

1.1. Firma Vimap sp. z o.o. – uczestnik projektu

Vimap sp. z o.o. działa w sektorze obsługi technicznej operatorów energetycznych w zakresie utrzymania linii elektroenergetycznych. Firma specjalizuje się w pozyskiwaniu danych geoprzestrzennych przy wykorzystaniu autorskiego systemu pomiarowego wykorzystującego zaawansowane technologie pomiarowe. Głównymi elementami mobilnego systemu rejestrującego firmy Vimap sp. z o.o., zainstalowanego na pokładzie śmigłowca, są zintegrowane sensory, na które składają się kamery wizyjne, termowizyjne, skaner laserowy, odbiornik GNSS (ang. *Global Navigation Satellite Systems*), moduł IMU (ang. *Inertial Measurement Unit*). Zastosowanie wymienionych sensorów umożliwia skuteczną akwizycję danych geoprzestrzennych oraz pozyskanie wysokiej jakości materiału fotograficznego w krótkim czasie. Kamery wizyjne i termowizyjne oraz skaner laserowy rejestrują dokumentowane obiekty, odbiornik GNSS precyzyjnie określa pozycję statku powietrznego a układ IMU wyznacza orientację jednostki w przestrzeni. Kluczowymi komponentami systemu Vimap jest skaner laserowy oraz zestaw kamer wizyjnych. *Rysunek 1* przedstawia realizację akwizycji lotniczej systemem Vimap nad pasem technologicznym linii elektroenergetycznej.



Rysunek 1. Nalot systemem Vimap nad linią elektroenergetyczną średniego napięcia (źródło: Vimap sp. z o. o.).

Firma Vimap sp. z o.o. oferuje na europejskim rynku wykonanie dokumentacji i przeprowadzenie inspekcji infrastruktury oraz otoczenia w zakresie zagrożeń

pochodzących od roślinności oraz obiektów niepożądanych, znajdujących się w pobliżu linii elektroenergetycznych. Wykorzystywane narzędzia pozwalają na przeprowadzenie jednoczesnej analizy informacji o stanie technicznym sieci oraz lokalizacji obiektów kolizyjnych. Oferowane przez firmę usługi i produkty wspierają procesy zarządzania infrastrukturą energetyczną, szczególnie w zakresie utrzymania sieci i prewencji awarii.

Obecnie firma Vimap sp. z o.o. oferuje szerokie spektrum produktów dedykowanych operatorom infrastruktury energetycznej. Produkty te są pochodną inwentaryzacji pasa technologicznego linii elektroenergetycznej z wykorzystaniem lotniczej akwizycji systemem Vimap. Produktami firmy są pozyskane oraz przetworzone zbiory danych wraz z wynikami analiz geoprzestrzennych. Rodzaj i zakres dostarczanych danych jest zróżnicowany i uzależniony od potrzeb i wymagań klientów.

Firma Vimap sp. z o.o. specjalizuje się w szczególności w:

1. Rejestracji danych fotogrametrycznych (zdjęcia ukośne i prostopadłe, zdjęcia termowizyjne),
2. Oględzinach wizyjnych i termowizyjnych linii elektroenergetycznych,
3. Pozyskaniu chmury punktów ze skaningu laserowego,
4. Inwentaryzacji/wektoryzacji infrastruktury klienta,
5. Opracowaniu numerycznego modelu terenu,
6. Sporządzaniu ortofotomapy korytarza infrastruktury elektroenergetycznej,
7. Wykrywaniu zbliżeń do roślinności, gruntu oraz innych obiektów,
8. Sporządzaniu dedykowanych raportów,
9. Opracowaniu profili podłużnych linii elektroenergetycznych,
10. Estymacji rozkładu pola elektromagnetycznego wokół linii elektroenergetycznych,
11. Integracji danych z systemami informacji geograficznej.

Firma Vimap sp. z o.o. jest jedną z czterech głównych firm w Polsce pozyskujących i dostarczających dane geoprzestrzenne z wykorzystaniem lotniczego skaningu laserowego. Na rynku europejskim istnieje około dziesięciu firm o podobnym profilu działalności. Firma Vimap sp. z o.o. prowadzi projekty na terenie całej Europy. Kluczowe projekty przedsiębiorstwa są realizowane w Polsce oraz na terenie krajów skandynawskich.

1.2. Problemy technologiczne, cele i hipotezy badawcze

Firma Vimap sp. z o.o. planowała poszerzyć ofertę o nowe usługi związane z detekcją, rozpoznawaniem i klasyfikacją drzew rosnących w pasie technologicznym linii elektroenergetycznych. Krok ten był podyktowany potrzebami rynku, gdzie instytucje zamawiające wymagają dostarczania informacji o gatunku drzew znajdujących się w pasie technologicznym linii. Podstawowe informacje dotyczą wskazania lokalizacji drzewa, jego wysokości, gatunku, określenia pierśnicy oraz objętości drewna. Wyszczególnione charakterystyki stanowią dla instytucji zamawiających podstawę do planowania prac wycinkowych oraz przeprowadzenia kalkulacji kosztów związanych z realizacją wycinki i określeniem wysokości odszkodowania za wykonane prace na terenach prywatnych.

Firma Vimap sp. z o.o. zakładała rozpoczęcie w 2020 r. prac związanych z automatyzacją procesu określania gatunków i typów drzew oraz zwiększenie potencjału danych pozyskiwanych mobilnym systemem pomiarowym. W momencie podejmowania decyzji o udziale w projekcie "Doktorat Wdrożeniowy" rozwiązania technologiczne i software'owe wykorzystywane w firmie Vimap sp. z o. o. nie pozwalały na efektywną realizację projektów uwzględniających wykrywanie drzew oraz określanie ich gatunku i typu. Identyfikacja gatunków drzew mogła być przeprowadzana wyłącznie manualnie, na podstawie wizualnej interpretacji zdjęć lotniczych. Niestety, uzyskiwana dokładność klasyfikacji trzech podstawowych gatunków drzew była stosunkowo niska, a sam proces czasochłonny i kosztochłonny. Firma Vimap sp. z o. o. potrzebowała rozwiązania technologicznego, które umożliwiłoby automatyczną klasyfikację trzech dominujących gatunków drzew występujących w krajach skandynawskich: brzozy (*Betula L.*), świerka pospolitego (*Picea abies L.*) oraz sosny zwyczajnej (*Pinus silvestris L.*)[4] (*Rysunek 2*). Ponadto, istotnym aspektem pozostawało także określenie typu drzewa – drzewo liściaste/drzewo iglaste. Instytucje zamawiające oczekują określenia typu i gatunku drzewa z dokładnością lepszą niż 85%.

[4] W dalszej części pracy używane nazewnictwo gatunków drzew: brzoza, sosna, świerk odnoszą się odpowiednio do: *Betula L.*, *Pinus silvestris L.*, *Picea abies L.*



Rysunek 2. Zdjęcie obszaru zalesionego na terenie Szwecji z oznaczeniem drzew gatunków dominujących – brzoza (kolor czerwony), świerk pospolity (kolor niebieski), sosna zwyczajna (kolor fioletowy).

Zdefiniowano dwa główne problemy technologiczne przedsiębiorstwa, których rozwiązanie zostało zaproponowane w ramach realizacji projektu "Doktorat wdrożeniowy":

- **Problem technologiczny nr 1:** Brak możliwości automatycznego określenia lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap,
- **Problem technologiczny nr 2:** Brak możliwości automatycznego określenia gatunku i typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.

Sformułowano cele projektu wdrożeniowego. Nadrzędnym celem pracy jest: **opracowanie rozwiązania technologicznego dla firmy Vimap, które pozwoli na uzyskanie szczegółowych informacji o roślinności na podstawie danych fotogrametrycznych oraz danych ze skaningu laserowego**, w skład którego wchodzą następujące cele szczegółowe:

- Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.
- Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny gatunku i typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.

Jednocześnie postawiono hipotezy badawcze:

- Automatyczne określenie lokalizacji pnia drzew pierwszych rzędów pasa technologicznego linii elektroenergetycznej jest możliwe przy wykorzystaniu danych z akwizycji systemem Vimap.
- Automatyczne określenie typu drzewa oraz gatunku z dokładnością lepszą niż 85% jest możliwe przy wykorzystaniu danych z akwizycji systemem Vimap.

W ramach prowadzonego projektu wdrożeniowego zaplanowano zaprojektowanie i implementację rozwiązań bezpośrednio w oprogramowaniu stworzonym przez firmę Vimap z o.o. Implementacja rozwiązania została wykonana przez doktorantkę w środowisku .NET z wykorzystaniem języka C#.

Na potrzeby projektu firma Vimap sp. z o.o. zaplanowała zakup nowych, wysokorozdzielczych sensorów do pozyskania danych:

- skaner laserowy VUX-240,
- kamery PhaseOne iXU RS1000,
- kamery PhaseOne iXM 100.

Na dzień rozpoczęcia projektu "Doktorat Wdrożeniowy" skaner laserowy VUX-240 (*Rysunek 3*) stanowił najnowszy model skanera firmy Riegl. Sensor został wprowadzony na rynek w październiku 2019 r. Skaner laserowy umożliwia pomiar z częstotliwością 1,8 MHz, co przekłada się na pozyskanie ok. 1,5 miliona punktów na sekundę. Ponadto skaner może rejestrować nawet 15 odbić pojedynczego impulsu, co znacząco poprawia efektywność penetracji wiązki lasera przez gęstą roślinność. Na czas rozpoczęcia doktoratu wdrożeniowego, żadne przedsiębiorstwo na świecie nie dysponowało tym modelem skanera laserowego – trwały wówczas zapisy na wyprodukowanie skanera dla konkretnych zamawiających.



Rysunek 3. Skaner laserowy Riegl VUX-240 (źródło: http://www.riegl.com/products/unmanned-scanning/riegl-vux-240/,16.08.2023 r.).

Kamery do zobrazowań lotniczych PhaseOne iXU-RS 1000 (*Rysunek 4*) dedykowane są do pozyskiwania wysokorozdzielczych zdjęć obrazujących infrastrukturę elektroenergetyczną wraz z jej pasem technologicznym. Zakup dwóch kamer tego typu był zaplanowany w celu ich wykorzystania jako kamer inspekcyjnych, zamontowanych na systemie w dwóch przeciwległych kierunkach – w przód (kamera FRONT) oraz wstecz (kamera REAR). Kamery serii iXM pojawiły się na rynku w sierpniu 2018 roku. Do pozyskania zobrazowań pionowych w paśmie RGB (ang. *Red Green Blue*) oraz NIR (ang. *Near Infrared*) zaplanowano zakup kolejnych dwóch kamer PhaseOne, model iXM 100 (*Rysunek 4*).



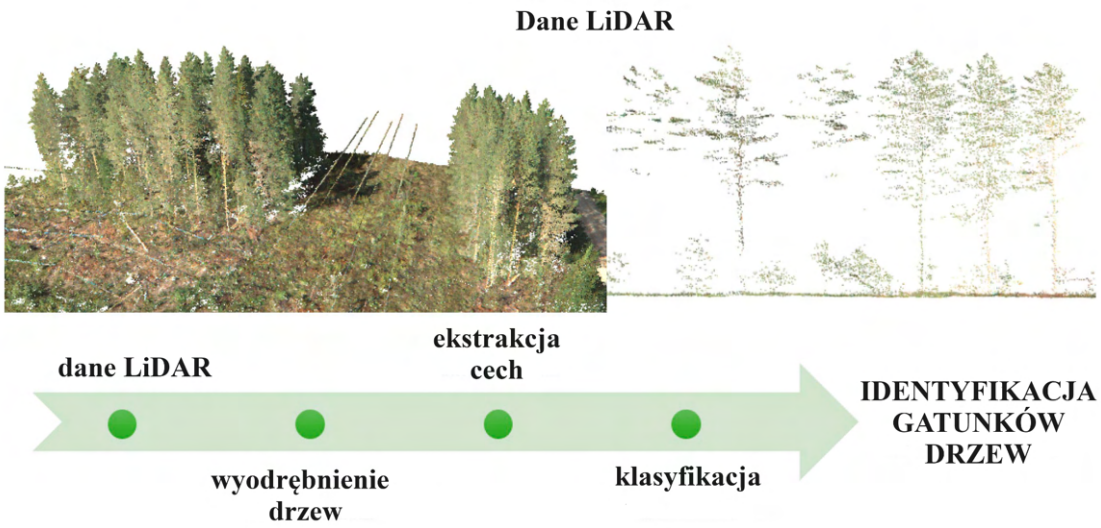
Rysunek 4. Kamera wysokorozdzielcza PhaseOne iXU-RS 1000 (po lewej stronie) i PhaseOne iXM 100 (po prawej stronie) (źródło: https://www.phaseone.com, 16.08.2023 r.).

Zakup nowych sensorów firma Vimap sp. z o.o. zaplanowała kolejno na:

- IV kwartał 2020 r. – skaner laserowy VUX-240,
- I kwartał 2021 r. – kamery PhaseOne iXU RS1000,
- II kwartał 2022 r. – kamery PhaseOne iXM 100.

2. Przegląd literatury

W ramach realizacji projektu "Doktorat wdrożeniowy", przed rozpoczęciem projektowania rozwiązań technologicznych, została przeprowadzona analiza literatury, ogólnodostępnych publikacji naukowych oraz rozwiązań komercyjnych wykorzystywanych do detekcji oraz klasyfikacji drzew. Wynikiem zrealizowanych czynności jest publikacja przeglądowa Michałowska i Rapiński (2021)[5]. Artykuł podsumowuje najnowsze osiągnięcia i trendy w zakresie wykorzystania nowoczesnych technik i technologii pomiarowych oraz algorytmów obliczeniowych do wykrywania i identyfikacji roślinności. Szczególny nacisk został położony na wykorzystanie zaawansowanych algorytmów uczenia maszynowego i sztucznej inteligencji w pracach związanych z rozpoznawaniem roślinności na podstawie danych pozyskanych z lotniczego skanowania laserowego. Graficzną prezentację procesu wykorzystania danych LiDAR (*ang. Light Detection and Ranging*) w określaniu gatunków drzew przedstawia *Rysunek 5*.



Rysunek 5. Graficzna prezentacja procesu wykorzystania danych LiDAR w określaniu gatunków drzew (źródło: Michałowska i Rapiński, 2021).

Postęp technologiczny w dziedzinie teledetekcji umożliwił szerokie jej zastosowanie w kontekście wykrywania, identyfikacji oraz określenia charakterystyk drzew. W aspekcie badań naukowych, kluczowe procesy obejmują:

[5] Artykuł został opublikowany w styczniu 2021 r. w czasopiśmie MDPI Remote Sensing (IF 2022-2023: 5.349). Zgodnie z wykazem listy czasopism punktowanych Ministra Edukacji i Nauki, publikacja jest punktowana na 100 pkt. Według serwisu Web of Science Core Collection publikacja ma 44 cytowania (aktualność na dzień 17.09.2023 r.).

- selekcję fragmentów materiałów badawczych reprezentujących pojedyncze drzewa,
- ekstrakcję cech opisujących specyfikę każdego z wydzielonych fragmentów,
- klasyfikację gatunków, kalkulację charakterystyk drzew przy użyciu technik uczenia maszynowego oraz głębokiego uczenia.

Nadrzędnym wyzwaniem stojącym przed badaczami w kontekście klasyfikacji gatunków drzew pozostaje opracowanie lub rozwinięcie metod umożliwiających efektywne realizowanie wymienionych procesów, celem osiągnięcia najwyższej dokładności w rozróżnianiu gatunków drzew. Kluczowe znaczenie odgrywa tu selekcja fragmentów zobrazowań, które reprezentują indywidualne drzewa oraz precyzyjna ekstrakcja charakterystyk tych fragmentów. Wyodrębnienie właściwych cech opisujących fragment z drzewem ma zasadniczy wpływ na skuteczność modeli klasyfikujących, gdzie proces rozróżniania gatunków opiera się na wykrywaniu subtelnych różnic w ich cechach morfologicznych oraz strukturalnych.

W procesach inwentaryzacji obszarów leśnych powszechne zastosowanie znajdują dane z dwóch głównych sensorów teledetekcyjnych: sensorów pasywnych oraz sensorów aktywnych. Sensory pasywne, takie jak kamery wizyjne, hiperspektralne lub wielospektralne, rejestrują promieniowanie pochodzące z naturalnych źródeł (światło słoneczne, ciepło emitowane przez badane obiekty). Sensory aktywne, takie jak skanery laserowe, emitują energię, która wchodzi w interakcję z badanymi obiektami i powraca do sensora jako zarejestrowane odbicie.

Niniejszy projekt wdrożeniowy skupia się na opracowaniu procesu określenia lokalizacji pni drzew przy wykorzystaniu danych ze skaningu laserowego oraz stworzenie procesu umożliwiającego klasyfikację gatunków drzew w oparciu o dane z sensorów pasywnych. **Rozdział 2.1. Detekcja drzew z wykorzystaniem danych z sensorów aktywnych** przedstawia przegląd literatury dotyczącej detekcji drzew oraz ich pni w kontekście danych uzyskanych ze skanowania laserowego. **Rozdział 2.2. Klasyfikacja gatunków drzew z wykorzystaniem danych z sensorów pasywnych** obejmuje przegląd badań naukowych, które skupiały się na klasyfikacji gatunków drzew z użyciem zobrazowań cyfrowych.

2.1. Detekcja drzew z wykorzystaniem danych z sensorów aktywnych

Dane sensorów aktywnych LiDAR reprezentują skanowany obszar w formie chmury punktów pomiarowych z określonymi współrzędnymi 3D. Działanie skanera laserowego opiera się na wysyłaniu impulsów laserowych w kierunku badanego obszaru i pomiaru czasu, jaki upływa od momentu wygenerowania impulsu do jego odbicia od powierzchni i powrotu do detektora w skanerze. Proces ten umożliwia precyzyjne określenie odległości pomiędzy skanerem a punktami obiektów, które odbijają wiązkę lasera. Urządzenia LiDAR rejestrują ponadto charakterystyki energii zwróconej przez powierzchnię – m.in. intensywność odbitego impulsu laserowego. Informacje te odzwierciedlają właściwości powierzchni, z której nastąpiło odbicie.

W zależności od umiejscowienia platformy pomiarowej, technika skaningu może być realizowana jako:

- naziemne skanowanie laserowe (TLS – ang. *Terrestrial Laser Scanning*),
- lotnicze skanowanie laserowe (ALS – ang. *Airborne Laser Scanning*).

Naziemne skanowanie laserowe znajduje zastosowanie w wielu dziedzinach, m.in. w geodezji (Mukupa i in., 2017; Mill i in., 2013), inżynierii (Nowak i in., 2020; Suchocki i in., 2020; Pu, 2008), archeologii i ochronie dziedzictwa kulturowego (Pérez-Álvarez i in., 2020; Pritchard i in., 2017), a także w leśnictwie (Wang i in., 2023; Pitkänen i in., 2019). W technice naziemnego skaningu skaner laserowy jest umieszczony na powierzchni terenu. Lotnicze skanowanie laserowe jest realizowane z wykorzystaniem platformy latającej takiej jak samolot, helikopter lub bezzałogowy statek powietrzny (UAV – *ang. Unmanned Aerial Vehicle*). Technika lotniczej akwizycji umożliwia efektywne pozyskanie danych geoprzestrzennych dla dużych obszarów w krótkim czasie. Znajduje ona szerokie zastosowanie, m.in. w dziedzinie w inżynierii (Zhu i Hyyppä, 2014b; Krabill i in., 1984), inżynierii środowiska (Bärfuss i in., 2020; Grünthal i in., 2014), gospodarce przestrzennej (Prieto i in, 2019; Uddin, 2002), oraz w leśnictwie (Kukkonen i in., 2019; Hyyppä i in., 2012). Pierwsze badania naukowe prowadzone z wykorzystaniem danych z lotniczego skanowania laserowego mające zastosowanie w leśnictwie wykonano w połowie lat 80-tych ubiegłego wieku. Głównym obszarem zainteresowania było wówczas wykorzystanie materiału ze skaningu do stworzenia numerycznego

modelu terenu na obszarze leśnym (Kraus i Pfeifer, 1998), jak również określanie wysokości drzew oraz drzewostanów (Aldred i Bonnor, 1985; Hyyppä, 1999). Wraz z sukcesywnie zwiększającą się dostępnością danych ze skaningu laserowego, zdalna technika pomiarowa LiDAR zdobyła akceptację jako metoda umożliwiająca szybkie pozyskanie precyzyjnych, georeferencyjnych danych przestrzennych, na których można opierać badania z zakresu inwentaryzacji roślinności (Bachman, 1979; Wehr i Lohr, 1999). Główną zaletą tych danych jest możliwość analizy pionowej i poziomej struktury drzewostanu, szczególnie w obrębie warstwy koron drzew. Jednym z najbardziej popularnych zagadnień naukowych w dziedzinie leśnictwa jest analiza danych geoprzestrzennych i wyodrębnienie z nich drzew i drzewostanów do przeprowadzenia estymacji parametrów roślinności. Detekcja drzew odpowiada ekstrakcji danych reprezentujących drzewo lub grupę drzew w zestawie danych geoprzestrzennych. Istnieją dwie powszechnie stosowane metody wiążące dane teledetekcyjne z charakterystykami pozyskanymi w terenie: metoda oparta na modelowaniu parametrów uzyskanych z powierzchni próbnych (ABA – ang. *Area-Based Approch*) oraz metoda bazująca na wykorzystaniu parametrów pojedynczych drzew (ITD – ang. *Individual Tree Detection*) (Reitberger i in., 2009; Yu i in., 2010; Yao, 2012b). Metody ABA dostarczają informacje o parametrach drzewostanu, które są przydatne w kontekście oceny zdrowia lasu, produktywności ekosystemu leśnego i planowania działań związanych z gospodarką leśną (klasa wieku, zadrzewienie, zwarcie, miąższość drzewostanu, wiek rębności). Metody ITD prowadzą do uzyskania przestrzennego rozkładu pojedynczych drzew wraz z ich podstawowymi cechami (wysokość, pierśnica, gatunek, rozmiar korony) (Yao i in., 2012a; Eysn i in., 2015). W badaniu Latifi i in. (2015) podkreślono, że obie metody są właściwe do prowadzenia inwentaryzacji leśnej i mają swoje indywidualne zalety. Podczas gdy metoda ABA nie umożliwia rozpoznawania charakterystyk pojedynczych drzew, metoda ITD nie wykrywa drzew w warstwie podszytu oraz w młodych i gęstych drzewostanach. W dotychczas prowadzonych badaniach wykorzystywane są różne podejścia do wyodrębnienia drzew z danych ze skaningu lotniczego. Metody te opierają się na zaawansowanych technikach analizy danych trójwymiarowych oraz dwuwymiarowych oraz umożliwiają zidentyfikowanie lokalizacji drzew. Dwa główne podejścia do detekcji drzew na danych ze skaningu laserowego to metody oparte na analizie numerycznego modelu koron drzew (CHM – ang. *Canopy Height Model*) oraz techniki segmentacji i klasyfikacji

obiektów. Techniki wykrywania drzew z wykorzystaniem CHM bazują na poszukiwaniu lokalnych maksimów. W podejściu tym tworzony jest numeryczny model terenu (ang. *Digital Terrain Model*) na podstawie chmury punktów oraz numeryczny model powierzchni terenu (DSM – ang. *Digital Surface Model*). Numeryczny model koron drzew powstaje jako różnica modelu powierzchni terenu i modelu terenu. Wartości maksymalne CHM wskazują potencjalne lokalizacje drzew, a do ich wykrycia wykorzystywane są algorytmy przeszukujące lokalne maksima. Metody korzystające z CHM są często wykorzystywane w środowiskach komercyjnych i biznesowych ze względu na szybkość przetwarzania oraz dostępność oprogramowania obsługującego format modelu. Na przestrzeni lat w badaniach naukowych eksplorowano coraz bardziej zaawansowane metody ekstrakcji drzew na danych LiDAR w oparciu o CHM. W badaniu Hyyppä i in. (2001) interpolowano model koron drzew z użyciem pierwszych odbić lasera, Solberg i in. (2006) zaproponowali algorytmy kontrolujące na CHM kształt koron drzew wraz z określeniem kryterium oceny skuteczności algorytmu lokalizującego drzewa, mający bezpośredni wpływ na optymalizację stopnia wygładzania modelu CHM. Chen i in. (2006) zaprojektowali model najwyższych koron drzew (CMM – ang. *Canopy Maxima Model*) w celu eliminacji błędów spowodowanych przez gałęzie znajdujące się wewnątrz koron drzew. Pozycja pnia drzewa w tych podejściach jest przyjmowana jako pozycja najwyższego punktu CHM, DSM lub CMM (Hyyppä i in. 2001; Solberg i in., 2006; Morsdorf i in. 2004; Chen i in., 2006; Véga i Durrieu, 2011), a korony drzew są zazwyczaj wyznaczane za pomocą algorytmu segmentacji metodą detekcji działów wodnych (ang. *watershed*) (Pyysalo i Hyyppä, 2002) lub poprzez segmentację opartą na nachyleniu terenu (Persson i in., 2002; Hyyppä i in., 2001). Niestety, metody oparte na CHM są obarczone błędami związanymi z przyjętymi metodami interpolacji, wielkością siatki modelu (Smith i in., 2004) a także filtrami wygładzającymi numeryczny model koron drzew (Tiede i in., 2005; Zhao i Popescu, 2007). Błędy te wpływają na skuteczność wyodrębnienia drzew oraz określenie ich charakterystyk, prowadząc do niedoszacowania lub przeszacowania wysokości drzew. Wyzwaniem przy wykorzystywaniu modeli CHM do wykrycia pozycji drzew pozostają obszary, gdzie sąsiadujące drzewa nie występują jako wyraźnie oddzielone lokalne maksima, jak ma to miejsce w przypadku drzew liściastych. W rezultacie podejścia wykorzystujące jedynie model wysokościowy koron drzew są ograniczone pod względem skuteczności, zwłaszcza

w lasach o zróżnicowanym składzie gatunkowym, gdzie drzewa rosną blisko siebie (Reitberger i in., 2009). Możliwością rozwiązania tych problemów jest wykorzystywanie chmury punktów ze skaningu laserowego i wyodrębnienie drzew z użyciem dedykowanych metod. Dotychczasowe badania naukowe w zakresie detekcji drzew na podstawie chmury punktów związane są z wykorzystaniem technik klastrowania algorytmem k-średnich (Li i in., 2012; Kandare i in., 2014) oraz segmentacji pojedynczych drzew opartych na wokselach (Xu i in., 2018a; Xu i in., 2018b; Ramiya i in., 2019). Metoda działania algorytmu k-średnich zalicza się do metod iteracyjno-optymalizacyjnych i jest jednym z algorytmów realizujących analizę skupień w dziedzinie przetwarzania danych i uczenia maszynowego. Jej głównym celem jest podział zbioru danych na grupy, zwane klastrami, w taki sposób, aby obserwacje wewnątrz każdego klastra były podobne do siebie, a jednocześnie różniły się one od obserwacji w innych klastrach. Metoda zazwyczaj wymaga punktów początkowych (ang. *seed points*) i następnie dzieli punkty LiDAR na grupy klastrów przy użyciu kryterium odległości (Gupta i in, 2010). Na przestrzeni lat powstało wiele badań wykorzystujących algorytm k-średnich do segmentacji drzew. Li i in. (2012) opracowali metodę, która uwzględniając względną odległość między drzewami, stosuje najwyższe punkty drzew jako punkty początkowe i rozwija klaster w określonym progu, poruszając się w dół. Kandare i in. (2014) przedstawili podejście klastrowania w przestrzeniach 2D i 3D na danych z lotniczego skaningu laserowego w celu wykrycia drzew warstwy nadposzytowej i podszytowej. Metoda segmentacji oparta na wokselach stanowi na przestrzeni ostatnich lat częste podejście do wykrywania pojedynczych drzew. Woksel, czyli piksel w przestrzeni trójwymiarowej, stanowi podstawowy element służący do wykrycia struktury korony drzew na danych ze skaningu laserowego. W początkowych badaniach wykorzystujących woksele stosowano podejście binarne do charakteryzowania pionowej przestrzeni koron drzew poprzez rozróżnianie wokseli zajętych i nie zajętych przez obserwacje LiDAR w ich objętościowej przestrzeni (Weishampel i in., 1997; Weishampel i in., 2000; Chasmer i in, 2004). W kontekście prowadzonych badań metody oparte na wokselach okazują się skutecznym narzędziem do wyodrębnienia drzew z danych 3D (Popescu i Zhao, 2008; Xu i in., 2018a; Xu i in., 2018b; Ramiya i in., 2019). Warto zaznaczyć, że efektywność tych metod w dużej mierze zależy od gęstości chmury punktów oraz ogólnych cech zeskanowanego drzewostanu.

Oprócz wymienionych podejść do detekcji drzew z danych z lotniczego skaningu laserowego, wykorzystuje się także zmodyfikowane techniki bazujące na chmurze punktów, numerycznych modelach czy rekonstrukcji kształtu drzewa. W prowadzonych badaniach wykorzystywano nie wspomniane dotychczas w niniejszym opracowaniu segmentację znormalizowanym cięciem (Reitberger in., 2008), algorytmy drzewa ósemkowego (ang. *octree*) (Zhong i in., 2016) czy podejścia oparte na algorytmach grafowych (Lee i in., 2017; Xu i in., 2018b). Wyczerpujące opracowanie przeglądowe, które przedstawia zagadnienia związane z wyodrębnianiem drzew na danych zarówno pasywnych, jak i aktywnych, zostało przedstawione przez Zhen i in. (2016).

Należy pamiętać, że przedstawione metody wykrywania drzew na podstawie danych z lotniczego skanowania laserowego określają pozycję drzewa jako najwyższy punkt korony drzewa (Hyyppä i in. 2001; Solberg i in., 2006; Morsdorf i in. 2004; Chen i in., 2006; Véga i Durrieu, 2011, Marinelli i in, 2021), który niekoniecznie pokrywa się z rzeczywistą lokalizacją pnia drzewa. Wiele dotychczasowych badań naukowych wykazało, że przy użyciu gęstej chmury punktów z lotniczego oraz naziemnego skaningu laserowego możliwe jest precyzyjne wyznaczenie lokalizacji drzew poprzez detekcję ich pni (Edson i Wing, 2011; Wu i in., 2013; Dersch i in., 2021; Brolly i in., 2021). Na wysokorozdzielczej chmurze punktów możliwe jest ponadto wyznaczenie krzywej pnia drzewa (Liang i in., 2013), zamodelowanie pnia (You i in., 2021) oraz przeprowadzenie rekonstrukcji kształtu przekroju poprzecznego pnia (Wang i in., 2017). Najczęstszym wykorzystywanym sposobem określenia lokalizacji i pierśnicy drzewa na podstawie danych z naziemnego skanowania laserowego jest znalezienie przybliżenia tych parametrów z użyciem algorytmów: klastrowania (Maas i in., 2008; Bienert i in., 2006), wokseli (Wu i in., 2013; Brolly i in., 2021), szkieletyzacji (Gorte i Pfeifer, 2004) lub transformaty Hough (Aschoff i in., 2004; Heinzel i Huber, 2017; de Conto i in., 2017), a następnie znalezienie najlepszego dopasowania okręgu, elipsy, walca lub cylindra wzdłuż segmentów pnia przy użyciu metody najmniejszych kwadratów (Pfeifer i in., 2004; Henning i Radtke, 2006; Watt i Donoghue, 2005). Modelowanie pni drzew w oparciu o geometryczne kształty często przeprowadzane jest na zrasteryzowany zakresach chmury punktów. Wpasowanie okręgów lub elips odbywa się na przekrojach poprzecznych 2D o małej miąższości (Pueschel i in., 2013; Olofsson i in., 2014) lub na danych 3D poprzez dopasowanie do obserwacji LiDAR

walców i cylindrów (Raumonen i in., 2013; Calders i in., 2015). Detekcja pni drzew może być również przeprowadzana na chmurze punktów z wykorzystaniem technik takich jak RANSAC (ang. *RANdom SAmple Consensus*) (Olofsson i in., 2014; Tittmann i in., 2011).

W niniejszej pracy zaprojektowano zintegrowany proces, który wykorzystuje kołową transformatę Hough, procedurę oczyszczania danych oraz metodę dopasowania okręgu odporną metodą najmniejszych kwadratów do zlokalizowania pozycji pni drzew przy wykorzystaniu danych z naziemnego skaningu laserowego (**Rozdział 3 Rozwiązanie problemu technologicznego nr 1**).

2.2. Klasyfikacja gatunków drzew z wykorzystaniem danych z sensorów pasywnych

W ciągu ostatnich czterech dekad obserwuje się wyraźny i stały wzrost zainteresowania badaniami ukierunkowanymi na klasyfikację gatunków drzew poprzez wykorzystanie danych teledetekcyjnych. Szczególnie wyraźna dynamika rozwoju tych badań oraz publikacji naukowych jest zauważalna po 2005 roku, kiedy to znacznie zwiększyła się dostępność danych lotniczych pozyskanych sensorami aktywnymi i pasywnymi (Fassnacht i in., 2016). Współcześnie, mimo upływu lat, tematyka analizy różnorodności gatunkowej drzew z wykorzystaniem danych ze zdalnych technik pomiarowych pozostaje w centrum zainteresowania badaczy. Istotnym celem jest osiągnięcie jak najwyższych dokładności w procesie klasyfikacji gatunków, co stymuluje stosowanie dedykowanych metod oraz zaawansowanych algorytmów, a także dąży do wykorzystania bardziej wydajnych, wysokorozdzielczych sensorów do pozyskania materiałów do badań.

Zobrazowania teledetekcyjne na przestrzeni dziesięcioleci stały się powszechnie wykorzystywane w procesie mapowania pokrycia terenu i roślinności. Pierwsze badania wykorzystujące zdalne techniki pomiarowe w procesie klasyfikacji gatunków drzew miały miejsce w 1964 roku, gdy na zdjęciach lotniczych z kamery Hucher przeprowadzono manualną interpretację i identyfikację gatunków (Heller i in., 1964). Zajęcie to było czasochłonne, kosztochłonne i w dużej mierze zależało od wiedzy eksperckiej operatorów w zakresie rozróżniania gatunków drzew. W latach 80. i 90. XX wieku podjęto próby wykorzystania do identyfikacji gatunków zobrazowań satelitarnych o średniej rozdzielczości (SPOT, Landsat TM, ETM+)

(Abousson i Felton, 1987; Brockhaus i Khorram, 1992). Niestety, niska rozdzielczość tych obrazów przełożyła się na relatywnie niskie dokładności klasyfikacji (Rogan i Miller, 2003; Salovaara i in., 2005). Dzięki rozwoju technologii zobrazowania teledetekcyjne zyskały coraz większą rozdzielczość przestrzenną, co ostatecznie umożliwiło przeprowadzanie analiz na poziomie pojedynczych drzew, w tym klasyfikację ich gatunków. Po 2000 r. w badaniach naukowych skupiających się na klasyfikacji obszarów leśnych zaczęto wykorzystywać wysokorozdzielcze zobrazowania satelitarne (np. IKONOS, GeoEye-1. Quickbird, WorldView-2/3) (Lim i in., 2020; Pu i in., 2018; Carleer i Wolff, 2004; Katoh, 2004; Johansen i Phinn, 2006) oraz zobrazowania o wysokiej rozdzielczości zarówno przestrzennej, jak i spektralnej (np. AVIRIS, CASI, HYDICE) (Xiao i in., 2004; Buddenbaum i in., 2005).

W ciągu ostatnich dekad dane z pomiarów lotniczych były pozyskiwane przy wykorzystaniu samolotów, śmigłowców oraz małych bezzałogowych statków powietrznych. Technologia UAV przechodzi obecnie dynamiczny rozwój. Wprowadzane na rynek coraz nowsze sensory, możliwe do zamontowania na UAV, otwierają nowe możliwości zastosowań statków bezzałogowych (Nevalainen i in., 2017). Dotychczas prowadzone badania naukowe wykorzystywały już UAV do pozyskania materiału pod przeprowadzenie identyfikacji i klasyfikacji gatunków drzew. Niektóre badania wykorzystywały do tego celu zobrazowania hiperspektralne (Nevalainen i in., 2017; Sothe i in., 2019), multispektralne (Franklin i in., 2017; Franklin i Ahmed, 2018), inne opierały się wyłącznie na zobrazowaniach RGB (Safonova i in., 2019; Onishi i in., 2021). Współcześnie zobrazowania RGB są podstawowymi i najszerzej dostępnymi, a przez to wykorzystywanymi, danymi dla wielu rozwiązań teledetekcyjnych. Według Kattenborn i in. (2019), w przypadku zastosowania zdjęć o wysokiej rozdzielczości przestrzennej do rozróżnienia gatunków drzew, większe znaczenie mają wzorce przestrzenne wynikające z kształtu liści, struktury koron oraz układu rozgałęzień niż informacje spektralne.

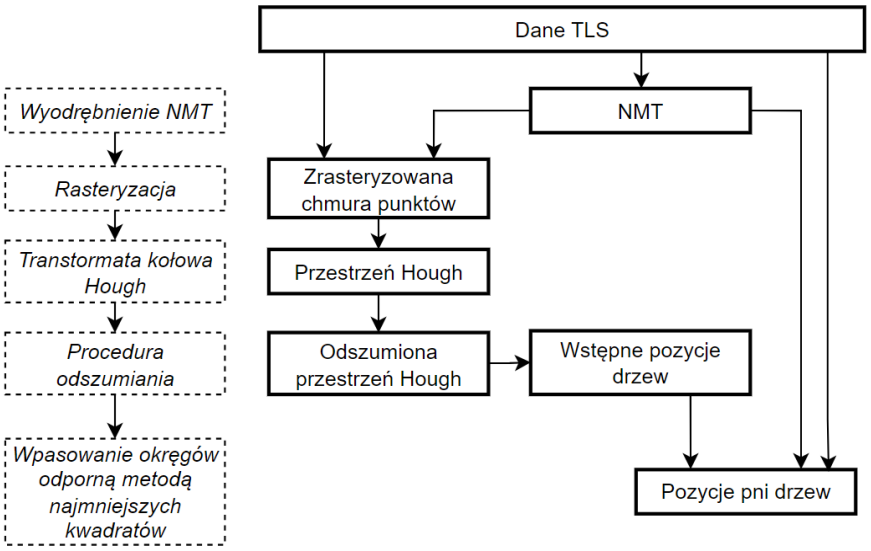
Dzięki znaczącym osiągnięciom w dziedzinie informatyki, na przestrzeli lat opracowano i wdrożono algorytmy umożliwiające coraz bardziej efektywną klasyfikację gatunków drzew. Głębokie uczenie (ang. *Deep Learning*) jest coraz częściej stosowane w badaniach związanych z identyfikacją drzew oraz ich gatunków przy użyciu danych teledetekcyjnych (Guo i in., 2022; He i in., 2023). Postęp w technologii głębokiego uczenia i sieci neuronowych (LeCun i in., 2015)

zaowocował rozpowszechnieniem badań wykorzystujących architektury głębokiego uczenia do automatycznego wyodrębniania cech badanych obiektów, eliminując konieczność ich manualnej ekstrakcji, co było powszechne w początkowych badaniach naukowych (Immitzer i in., 2012; Crisci i in., 2012). Typowymi głębokimi sieciami neuronowymi są głębokie sieci konwolucyjne (CNN – ang. *Convolutional Neural Networks*), autoenkodery, sieci głębokich przekonań (DBN – ang. *Deep Belief Networks*) i rekurencyjne sieci neuronowe (RNN – ang. *Recurrent Neural Networks*). Wśród wymienionych sieci znaczny potencjał wykazują sieci CNN. Z powodzeniem były wykorzystywane w zadaniach związanych z klasyfikacją obrazów (Yu i Zahidi, 2023; Minu i in., 2022; Ciregan i in., 2012), detekcją obiektów (Mallick i in., 2019), czy segmentacją (Pereira i in., 2016). Spośród reprezentatywnych modeli sieci CNN można wymienić ResNet (He i in., 2016), AlexNet (Krizhevsky i in., 2012), GoogLeNet (Szegedy i in., 2015), VGGNet (Simonyan i Zisserman, 2014) i DenseNet (Li i in., 2021a). Architektura CNN wykazała obiecujące wyniki w zakresie klasyfikacji gatunków drzew (Kattenborn i in., 2021). Song i in. (2019) zaproponowali zastosowanie konwolucyjnych sieci neuronowych opartych na gałęziach uwagi (ABCNN – ang. *Attention Branch based Convolutional Neural Networks*) do identyfikacji gatunków drzew o bardzo podobnych liściach. Zostały one przetestowane na zbiorze danych Leafsnap, zawierającym liście drzew o wysokim podobieństwie, osiągając ogólną dokładność klasyfikacji na poziomie 91,43%. Yan i in. (2021) badali rozpoznawanie sześciu gatunków drzew przy użyciu wysokorozdzielczych obrazów satelitarnych osiągając ogólną dokładność wynoszącą 82,7% przy wykorzystaniu zmodyfikowanego modelu GoogLeNet. Najnowsze przeprowadzone badania naukowe wskazują, że klasyfikacja gatunków drzew, bazująca na obrazach pozyskiwanych z czujników pasywnych oraz wykorzystująca metody uczenia maszynowego i głębokiego uczenia, umożliwia osiągnięcie dokładności na poziomie przekraczającym 80% (Cao i Zhang, 2020; Kattenborn i in. 2019, Natesan i in., 2020), a nawet 90% (Li i in., 2021b; Egli i Höpke, 2020; Zhang i in., 2021). W związku z powyższym, w ramach niniejszej pracy, do opracowania procesu klasyfikacji trzech gatunków drzew oraz określenia ich typu, zdecydowano o wykorzystaniu wyłącznie danych z sensorów pasywnych. Proces zakładał użycie zobrazowań RGB oraz spektrostrefowych CIR (ang. *Color Infrared*), pozyskanych przez firmę Vimap sp. z o.o. w ramach prowadzonej akwizycji lotniczej nad infrastrukturą elektroenergetyczną. W ramach badań zostanie wykorzystywany

potencjał głębokiego uczenia platformy ML.NET oraz sieć głębokiego uczenia ResNet-50 (**Rozdział 4 Rozwiązanie problemu technologicznego nr 2**).

3. Rozwiązanie problemu technologicznego nr 1

Proponowane rozwiązanie problemu technologicznego nr 1, tj. opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap, zostało szeroko opisane i opublikowane w artykule naukowym Michałowska i in. (2023)[6]. W pracy przedstawiono zintegrowany proces (*Rysunek 6*), który wykorzystuje kołową transformatę Hough, procedurę oczyszczania danych oraz metodę wpasowania okręgu odporną metodą najmniejszych kwadratów w celu ekstrakcji pozycji pni drzew z wykorzystaniem danych z naziemnego skaningu laserowego.



Rysunek 6. Proces wyznaczania pozycji pni drzew (źródło: Michałowska i in., 2023).

Zaproponowana metoda polega na określeniu początkowych pozycji pni drzew przy użyciu transformaty Hough na zrasteryzowanych przekrojach poziomych chmury punktów. Następnie otrzymane wyniki poddawane są procedurze odszumiania w celu wykluczenia obiektów, których kształt nie jest zbliżony do okręgu (co z dużym prawdopodobieństwem nie reprezentuje pnia drzewa). Ostateczne pozycje pni drzew wraz z ich promieniami obliczane są za pomocą odpornego algorytmu wpasowania okręgów w chmurę punktów, opartym na estymacji metodą najmniejszych kwadratów, odporną na błędy grube. Przedstawiony algorytm opiera się na estymacji pozycji na wielu przekrojach poprzecznych chmury punktów, obliczanych iteracyjnie

[6] Artykuł został opublikowany w styczniu 2023 r. w czasopiśmie Remote Sensing Applications: Society and Environment (IF 2022-2023: 0.84). Zgodnie z wykazem listy czasopism punktowanych Ministra Edukacji i Nauki, publikacja jest punktowana na 100 pkt. Według serwisu Web of Science Core Collection publikacja nie ma cytowań (aktualność na dzień 17.09.2023 r.).

na różnych wysokościach ponad poziomem gruntu Proponowane rozwiązanie stanowi skuteczne podejście do uzyskania geodezyjnych pozycji pni drzew oraz ich promieni. Otrzymane wyniki badań stanowią dane wejściowe procesów, gdzie precyzyjne wskazanie lokalizacji drzewa jest kluczowe (np. klasyfikacja typów i gatunków drzew, określanie parametrów drzew).

3.1. Materiały

Na etapie prowadzenia badań firma Vimap sp. z o. o. nie dysponowała skanerem laserowym VUX-240. Z braku możliwości pozyskania gęstej chmury punktów (min. 150 pkt/m^2) z lotniczego skanowania laserowego, zdecydowano o przeprowadzeniu na potrzeby badania naziemnego skanowania laserowego terenu zalesionego. Parametry skanowania zostały dobrane tak, by wyjściowa chmura punktów była zbliżona do chmury punktów pozyskanej z lotniczego skanowania.

3.1.1. Chmura punktów

Do przeprowadzenia zadania badawczego wykorzystano dane z naziemnego skaningu laserowego. Pomiary zostały przeprowadzone w marcu 2021 (poza okresem wegetacyjnym) przy użyciu skanera Leica ScanStation C10. Obszar badawczy stanowił ok. 20-letni zagajnik z dębem szypułkowym (*Quercus robur*) jako dominującym gatunkiem. Znajdował się on w leśnictwie Reszel, niedaleko wsi Samławki (województwo warmińsko-mazurskie, Polska). *Rysunek 7* przedstawia obszar poddany pomiarom.



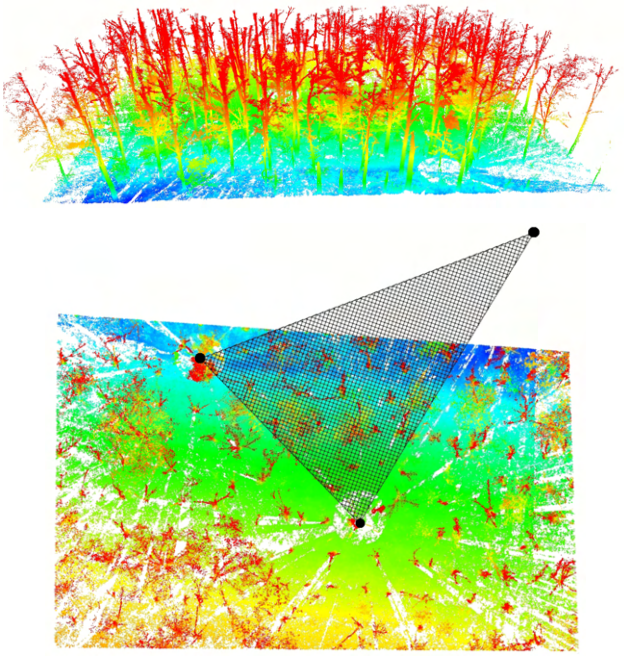
Rysunek 7. Obszar akwizycji danych TLS (źródło: Michałowska i in., 2023).

Zastosowano skanowanie wielostanowiskowe z trzema pozycjami skanowania. Lokalizacje stanowisk tworzyły trójkąt – dwa stanowiska znajdowały się w środku zagajnika, trzecie stanowisko poza obszarem zalesionym. Parametry skanowania zostały przedstawione w *Tabeli 1*.

Tabela 1. Specyfikacja skanowania TLS.

Parametry	**Leica ScanStation C10**
Długość fali	532 nm
Poziomy kąt skanowania	360º
Pionowy kąt skanowania	270º

Do przeprowadzenia badania użyto części pozyskanej chmury punktów, która obejmowała w większości nie w pełni zeskanowane pnie drzew. Wybór takiego obszaru był uzasadniony faktem, że lotnicza akwizycja system Vimap nad liniami elektroenergetycznymi, pozyska jedynie dane częściowo zeskanowanych pni drzew pierwszych rzędów pasa technologicznego. Zakres badanej chmury punktów w dwóch rzutach 3D i 2D przedstawia *Rysunek 8*. Lokalizacja stanowisk skanowania została oznaczona na *Rysunku 8* czarnymi punktami, natomiast obszar pełnego skanowania, tworzący trójkąt, został oznaczony szrafurą.



Rysunek 8. Chmura punktów podlegająca badaniu w widoku 3D (rysunek na górze) oraz 2D (rysunek na dole) z oznaczeniem stanowisk skanowania (czarne punkty) i obszarem pełnego skanowania (szrafura) (źródło: Michałowska i in., 2023).

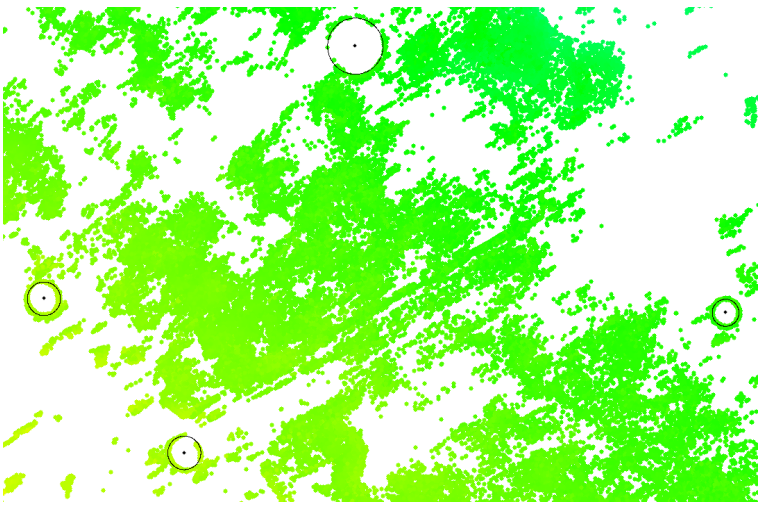
Wszystkie pnie drzew znajdujące się wewnątrz obszaru pełnego skanowania zostały odwzorowane na przekroju poprzecznym chmury punktów jako kształt zbliżony do okręgu. Pnie drzew spoza obszaru pełnego skanowania tworzą łuk skierowany w stronę lokalizacji stanowiska pomiarowego. *Rysunek 9* przedstawia porównanie przekroju poziomego chmury punktów dla pnia drzewa zeskanowanego w całości oraz częściowo.



Rysunek 9. Wizualizacja przekroju poziomego chmury punktów w pełni (rysunek po lewej stronie) i częściowo (rysunek po prawej stronie) zeskanowanego pnia drzewa (źródło: Michałowska i in., 2023).

3.1.2. Pomiary referencyjne

W celu walidacji wyników prowadzonego badania określono położenie drzew oraz przybliżony promień pnia przy użyciu oprogramowania Global Mapper. Położenie pni drzew zostały oznaczone za pomocą okręgów, które zostały narysowany na przekroju poziomym chmury punktów w zakresie wysokości 0-10 cm nad gruntem. Środek okręgu oraz jego promień określały położenie pnia drzewa. *Rysunek 10* przedstawia wizualizację punktów LiDAR w rzucie 2D w zakresie 0-10 cm nad gruntem z naniesionym referencyjnymi okręgami reprezentującymi położenie i zakres pnia drzewa.



Rysunek 10. Wizualizacja przekroju poziomego chmury punktów z narysowanymi referencyjnymi okręgami przedstawiającym pnie drzew (źródło: Michałowska i in., 2023).

Zwektoryzowano łącznie 97 drzew, z promieniem większym niż 5 cm, z czego 16 drzew znajdowało się w obszarze pełnego skanowania, a 81 drzew poza nim.

3.2. Metody

W niniejszym rozdziale przedstawiono metody realizujące proces wyodrębnienia pozycji pni drzew na danych z naziemnego skaningu laserowego. W zaproponowanym procesie: wygenerowano numeryczny model terenu (**Rozdział 3.2.1. Generowanie numerycznego modelu terenu**), przeprowadzono rasteryzację chmury punktów (**Rozdział 3.2.2. Rasteryzacja chmury punktów**), wykorzystano kołową transformatę Hough do określenia przybliżonych pozycji pni drzew, przeprowadzono procedurę oczyszczania danych (**Rozdział 3.2.3. Kołowa transformata Hough i procedura odszumiania danych**) oraz zastosowano wpasowanie okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów (**Rozdział 3.2.4. Wpasowanie okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów**).

3.2.1. Generowanie numerycznego modelu terenu

Numeryczny model terenu (NMT) stanowi odzwierciedlenie powierzchni terenowej, utworzonej poprzez zbiór odpowiednio wybranych punktów leżących na powierzchni oraz interpolacyjnych algorytmów umożliwiających jej odtworzenie. Podejście do tworzenia NMT składa się z dwóch głównych etapów: filtracji punktów reprezentujących grunt oraz przestrzennej interpolacji powierzchni terenu. Szczegółowy przegląd metod generowania NMT na danych LiDAR można znaleźć w publikacji Bigdeli i in. (2018). W praktyce leśnej numeryczny model terenu jest wykorzystywany do szacowania atrybutów strukturalnych drzew, gdzie wysokość odgrywa kluczową rolę (Dalla Corte i in., 2020; Vizireanu i in., 2020).

Głównym wyzwaniem w tworzeniu numerycznego modelu terenu na podstawie danych z naziemnego skanowania laserowego jest złożoność terenu, efekty okluzji spowodowane przesłonami skanowanych obiektów oraz zmieniający się rozkład punktów w zależności od odległości od stanowiska skanera (Liang i in., 2018). W niniejszym badaniu opracowano algorytm ekstrakcji NMT na podstawie badań przeprowadzonych przez Lindberg i in. (2012). Docelowy NMT został wygenerowany w oparciu o dwa numeryczne modele terenu o różnych rozmiarach siatki, co umożliwiło rozróżnienie punktów gruntu od punktów pokrycia terenu.

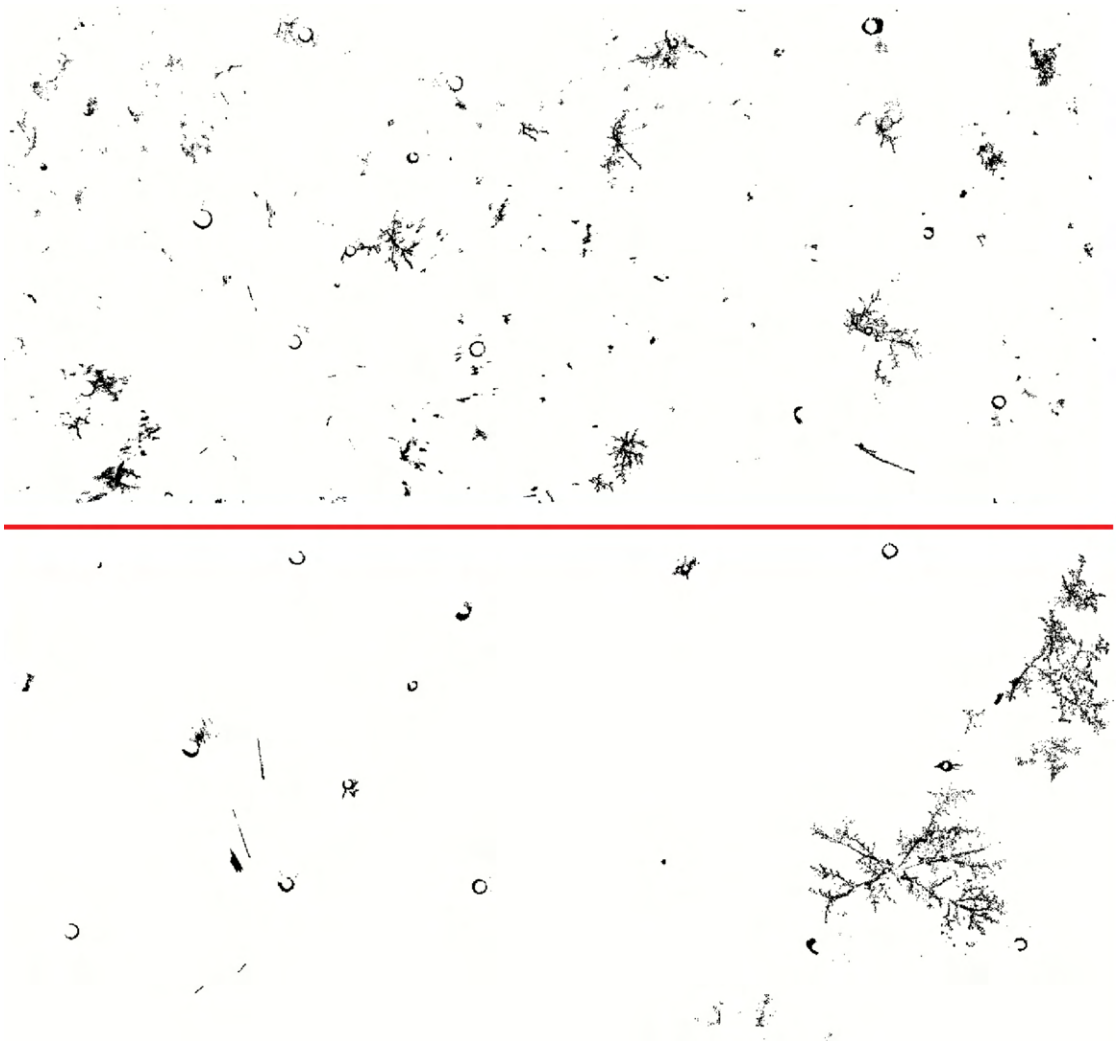
Wygenerowano numeryczny model terenu o rozdzielczości 0,25 m oraz numeryczny model terenu o rozdzielczości 1 m, przy czym docelowa rozdzielczość NMT wynosiła 0,25 m. Aby zweryfikować poprawność określenia wysokości punktów siatki NMT, porównano wysokości NMT o mniejszym rozmiarze siatki z wysokością interpolowaną z trzech najbliższych punktów NMT o większym rozmiarze siatki. Jeśli różnica wysokości wynosiła więcej niż 0,1 m, dostosowywano wysokość danego punktu siatki NMT o mniejszej siatce korzystając z interpolacji NMT z większą siatką. Zastosowanie tego podejścia pozwoliło na uzupełnienie brakujących danych w siatce NMT w docelowej rozdzielczości 0,25 m. Rozmiar siatki NMT został zdefiniowany na podstawie rozkładu chmury punktów z naziemnego skanowania laserowego, topografii terenu oraz doświadczeń zdobytych w poprzednich latach przez Jurjević i in. (2021), Liang i in. (2018), Simonse i in. (2003). Wyodrębniony numeryczny model terenu został zweryfikowany przy użyciu oprogramowaniu Global Mapper.

Należy zaznaczyć, że przedstawiona procedura generowania numerycznego terenu została przeprowadzona wyłącznie w kontekście realizacji zadania opartego na danych z naziemnego skanowania laserowego, gdzie chmura punktów nie była sklasyfikowana. Firma Vimap sp. z o.o. operuje na sklasyfikowanej chmurze punktów (chmura punktów z wyodrębnionymi punktami gruntu i punktami pokrycia terenu) oraz na modelach NMT wygenerowanych na podstawie danych ze skanowania laserowego. Rozdzielczość NMT z danych z lotniczego skaningu laserowego wynosi 0,5 m i jest wystarczająca do przeprowadzenia analiz zgodnie z przeprowadzonym niniejszym badaniem.

3.2.2. Rasteryzacja chmury punktów

Rasteryzacja to proces przekształcenia różnorodnych danych w dwuwymiarowy zestaw. Rasteryzacja chmury punktów jest powszechnie stosowana w celu redukcji złożoności danych i możliwości stworzenia regularnej siatki reprezentatywnych wartości (Guiotte i in., 2020; Lv i in., 2019). W ramach niniejszego badania przeprowadzono rasteryzację danych ze skaningu laserowego dla przekrojów poziomych chmury punktów, uwzględniając określone zakresy wysokości nad gruntem, obliczane na podstawie wygenerowanego numerycznego modelu terenu. Dane trójwymiarowe zostały przekształcone na monochromatyczne

rastry o rozdzielczości 1 cm poprzez cięcie chmury punktów płaszczyzną równoległą do płaszczyzny gruntu, wyznaczonej przez NMT. Czarne piksele odzwierciedlały zakresy z obserwacjami LiDAR, natomiast białe piksele oznaczały obszary bez punktów LiDAR. Zakres wysokości punktów naziemnego skanowania laserowego do przeprowadzenia analizy ustalono w zakresie od 1 do 2 m nad NMT tak, aby wykluczyć z analizy zarówno punkty niskiej roślinności, jak i wysokie i gęste partie koron drzew, które mogłyby wpływać na wynik analiz. *Rysunek 11* przedstawia dwa zrasteryzowane zakresy chmury punktów: jeden znajdujący się poniżej analizowanego zakresu, drugi zawierający się w analizowanym zakresie. Na rastrze poniżej analizowanego zakresu można zaobserwować występowanie silnego zaszumienia.



Rysunek 11. Porównanie zaszumienia na wygenerowanych rastrach w zakresie obserwacji LiDAR na wysokości 0,25-0,50 m (rysunek na górze) i 1,25-1,50 m (rysunek na dole) nad NMT (źródło: Michałowska i in., 2023).

Na poczet badania wygenerowano na podstawie chmury punktów cztery rastry dla następujących wysokości obserwacji LiDAR nad NMT:

- 1,00 - 1,25 m,
- 1,25 - 1,50 m,
- 1,50 - 1,75 m,
- 1,75 - 2,00 m.

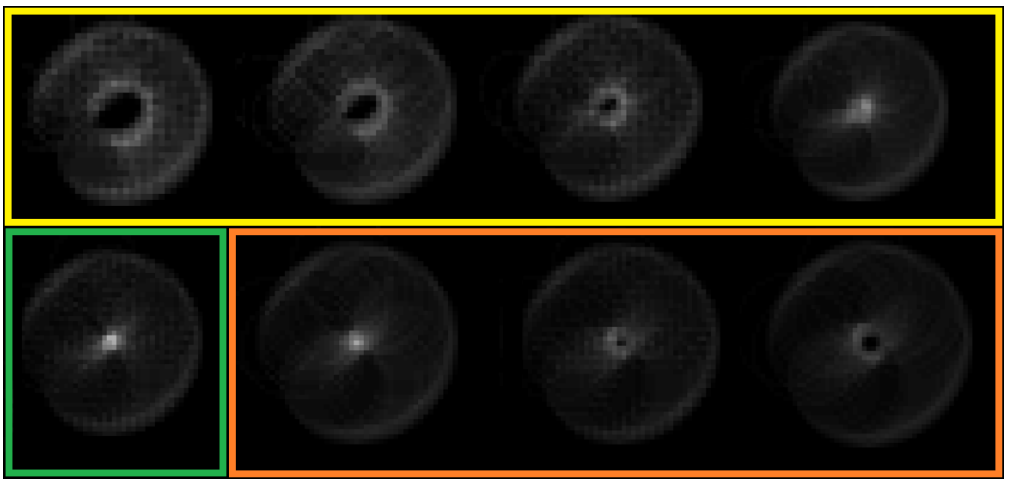
Utworzone rastry umożliwiły przeprowadzenie w dalszej części badań kołowej transformaty Hough.

3.2.3. Kołowa transformata Hough i procedura odszumiania danych

Transformata Hough jest techniką służącą do wykrywania regularnych kształtów na zbiorach danych rastrowych. Metoda została zaprojektowana i opatentowana w 1962 r. przez Paula Hough w celu detekcji linii prostych (Hough, 1962). Metoda ta została rozszerzona do identyfikacji okręgów i elips (Duda i Hart, 1972) oraz dowolnych kształtów (Ballard, 1981) dających opisać się analitycznie.

Transformata Hough do ekstrakcji okręgów jest jednym z najpopularniejszych algorytmów do ich wykrywania ze względu na swoją tolerancję na szum. Polega ona na odwzorowaniu punktów krawędziowych obiektu z obrazu do odpowiednio zdefiniowanej przestrzeni parametrów (przestrzeni Hough). W podejściu tym każdy piksel obrazu jest analizowany w celu oceny, czy może należeć do okręgu o określonym promieniu. Sam proces wykrycia obiektu polega na kumulowaniu miejsc przecięć hiperpowierzchni (głosów) w przestrzeni parametrów, gdzie każdy punkt reprezentuje potencjalny obiekt. Współrzędne punktów przecięć odpowiadają wartościom parametrów wykrywanych kształtów – w przypadku okręgu: promienia i jego środka (Illingworth i Kittler, 1987). Oznacza to, że w odniesieniu do kołowej transformaty, piksel z największą liczbą głosów w przestrzeni rastrowej, z przecinających się okręgów o tym samym promieniu, jest szacowanym środkiem okręgu dla tego promienia. *Rysunek 12* przedstawia przykład zastosowania kołowej transformaty Hough do wykrycia okręgu o nieznanym promieniu i położeniu środka. Przeprowadzono analizę dla promienia okręgu od 5 cm do 12 cm, z krokiem co 1 cm. Żółtą obwódką oznaczono obrazy wygenerowane dla okręgów o zbyt małym promieniu, zieloną obwódką oznaczono okrąg

o rzeczywistym promieniu i dokładnej lokalizacji środka okręgu, natomiast obwódką pomarańczową oznaczono obrazy wygenerowane dla okręgów o większym promieniu.



Rysunek 12. Przykład iteracji kołowej transformaty Hough do określenia promienia i środka okręgu (żółta obwódka – zbyt mały promień okręgu (od 5 do 8 cm), zielona obwódka – rzeczywisty promień okręgu (9 cm), pomarańczowa obwódka – zbyt duży promień okręgu (od 10 do 12 cm)) (źródło: Michałowska i in., 2023).

Transformata Hough została wykorzystywana w wielu badaniach naukowych związanymi z wykryciem pni drzew (Heinzel i Huber, 2017; de Conto i in., 2017; Olofsson i in., 2014; Lindberg i in., 2012; Aschoff i in., 2004; Simonse i in., 2003), szacowaniem pierśnicy (Kuželka i in., 2020; Liu i in., 2018; Heinzel i Huber, 2017; Simonse i in., 2003) czy obliczaniu powierzchni korony drzew (Van Leeuwen i in., 2010).

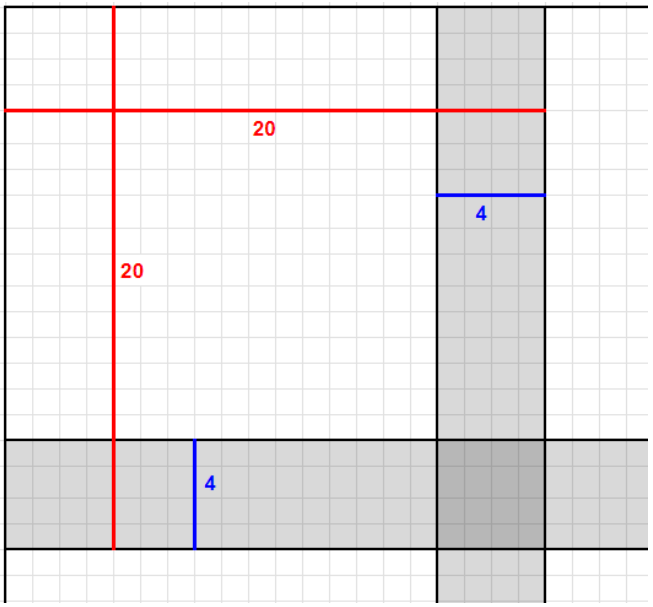
W ramach niniejszych badań zastosowano zaadaptowany algorytm transformaty kołowej Hough w celu identyfikacji okrągłych kształtów reprezentujących pnie drzew na dwuwymiarowych zrasteryzowanych warstwach LiDAR. W analizach testowych sprawdzono trzynaście promieni, z krokiem co 1 cm, rozpoczynając od 5 cm. Zakres poszukiwanych promieni drzew został dostosowany do danych referencyjnych. Analizy przeprowadzono na czterech, wygenerowanych rastrach w zakresach wysokościowych: 1,00-1,25 m, 1,25-1,50 m, 1,50-1,75 m, 1,75-2,00 m. Utworzono łącznie 52 przestrzenie z wynikami analizy kołowej transformaty Hough.

W celu redukcji szumu w poszczególnych przestrzeniach Hough, zaprojektowano i zastosowano procedurę, która obejmowała:

- Wykluczenie 30% pikseli o najmniejszej liczbie głosów w zakresie każdej przestrzeni Hough. Próg eliminacji został dobrany na wystarczająco niskim

poziomie, aby uniknąć usunięcia potencjalnych pozycji pni drzew, jednocześnie skutecznie eliminując większość szumu.

- Zachowanie pięciu pikseli o największej liczbie głosów przy użyciu analizy oknem w zakresie każdej przestrzeni Hough. Wielkość okna wynosiła 20 pikseli, a pokrycie między kolejnymi analizami wynosiło 4 piksele (*Rysunek 13*).



Rysunek 13. Schemat analizy oknem - rozmiar okna: 20 pikseli, pokrycie pionowe i poziome (oznaczone kolorem szarym): 4 piksele (źródło: opracowanie własne).

- Wzajemną analizę przestrzeni Hough w zakresie wysokościowym. Zachowanie piksela o największej liczbie głosów przy użyciu analizy oknem. Początkowa wielkość okna wynosiła 20 pikseli, a pokrycie między kolejnymi analizami oknem wynosiło 4 piksele. Analiza obejmowała weryfikację sąsiedztwa i rozszerzenie okna w pionie i/lub w poziomie w przypadku wykrycia sąsiedztwa w dowolnej przestrzeni Hough w danym zakresie wysokościowym.
- Agregację przestrzeni Hough dla zakresu wysokościowego z zachowaniem informacji o analizowanym promieniu.

W celach testowych przeprowadzono dodatkowo analizę na czterech wynikowych przestrzeniach Hough. W tym celu zaprojektowano i przeprowadzono niezależną procedurę odszumiania opartą na wzajemnej analizie wszystkich przestrzeni. Procedura zakładała wygenerowanie piątego zestawu danych do dalszych analiz, z zakresu 1,00-2,00 m i obejmowała:

- Zachowanie pikseli, które występują w co najmniej dwóch przestrzeniach Hough (zakresach wysokościowych) z dokładnością do 4 pikseli.
- Zachowanie piksela z największą liczbą głosów przy użyciu analizy oknem w dwóch iteracjach. Pierwsza iteracja obejmowała analizę oknem o rozmiarze 10 pikseli z nakładką 1 piksela, druga iteracja obejmowała analizę oknem o rozmiarze 40 pikseli z pokryciem 4 pikseli.
- Zachowanie dwóch pikseli z największą liczbą głosów przy użyciu analizy oknem o rozmiarze 40 pikseli, z pokryciem 10 pikseli.

Wyszczególnione procedury miały na celu zmniejszenie szumów, zwiększenie precyzji analizy oraz wyodrębnienie istotnych i reprezentatywnych informacji, które odzwierciedlają pozycję i promień pni drzew.

Piksele wynikowe ze skumulowanymi głosami, które reprezentują pozycję pnia drzewa, zostały przeliczone na współrzędne globalne dla każdego przypadku testowego. Informacje o przynależności do testowanego promienia, jako promień pnia drzewa na określonej wysokości, zostały przypisane do każdej pozycji. Wygenerowane dane stanowią dane wejściowe do dalszej analizy.

3.2.4. Wpasowanie okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów

W ramach realizowanego zadania badawczego przyjęto założenie, że przekroje pni drzew będą aproksymowane poprzez okręgi. Do określenia pozycji i promienia pnia drzewa przy gruncie zastosowano analizę wpasowania okręgów metodą najmniejszych kwadratów w obserwacje LiDAR w przekrojach poziomych o rozpiętości 10 cm, liczonych od wysokości 1,35 m do 0,05 m nad NMT.

W pierwszej iteracji zastosowano pozycję i promień wygenerowane w analizie kołowej transformaty Hough oraz obserwacje LiDAR, które znajdują się w odległości 1,5 razy większej od estymowanego promienia od pozycji wejściowej, czyli spełniały równanie *(1)*.

$$\left(x_{init(H)} - x_i\right)^2 + \left(y_{init(H)} - y_i\right)^2 \leq \left(R_{init(H)} \times \ 1,5\right)^2 \quad (1)$$

gdzie:

$x_{init(H)}$, $y_{init(H)}$, $R_{init(H)}$ – parametry wejściowe uzyskane z analizy kołowej tranformaty Hough; kolejno: współrzędna X, współrzędna Y, promień okręgu,

x_i, y_i – współrzędne X, Y obserwacji LiDAR.

Po przeprowadzeniu pierwszej iteracji wpasowania okręgu za pomocą metody najmniejszych kwadratów, wejściowe parametry X, Y i R w kolejnej analizie na obniżonym wysokościowo przekroju chmury punktów były wykorzystywane we wcześniejszym wpasowaniu okręgu metodą najmniejszych kwadratów. W kolejnych obliczeniach uwzględniono obserwacje LiDAR w określonym zakresie wysokości, które spełniły równanie *(2)*.

$$\left(x_{init(RF)} - x_i\right)^2 + \left(y_{init(RF)} - y_i\right)^2 \leq \left(R_{init(RF)} + \ 0,02\right)^2 \ (2)$$

gdzie:

$x_{init(RF)}$, $y_{init(RF)}$, $R_{init(RF)}$ – parametry wejściowe uzyskane we wcześniejszej iteracji wpasowania okręgu metodą najmniejszych kwadratów; kolejno: współrzędna X, współrzędna Y, promień okręgu,

x_i, y_i – współrzędne X, Y obserwacji LiDAR.

Zaproponowana w badaniu odporna metoda wpasowania okręgów metodą najmniejszych kwadratów minimalizuje sumę kwadratów błędów zdefiniowanych jako *(3)*:

$$V = R_{init} - R0_i$$

$$V = R_{init} - \sqrt{\left(x_{init} - x_i\right)^2 + \left(y_{init} - y_i\right)^2}$$

$$V = AX - L \qquad (3)$$

gdzie:

V – wektor poprawek,

x_{init}, y_{init}, R_{init} – parametry wejściowe uzyskane we wcześniejszej iteracji wpasowania okręgu metodą najmniejszych kwadratów; kolejno: współrzędna X, współrzędna Y, promień okręgu,

x_i, y_i – współrzędne X, Y *i-tej* obserwacji LiDAR,

$R0_i$ – promień obliczony dla wejściowej pozycji okręgu pozycji *i-tej* obserwacji LiDAR,

A – macierz pochodnych zawierająca dwa pierwsze wyrazy rozwinięcia szeregu Taylora *(4)*, przez co konieczne jest przybliżenie początkowej pozycji okręgu z zastosowaniem kołowej transformaty Hough.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \frac{-(x_{init}-x_1)}{R0_1} & \frac{-(y_{init}-x_1)}{R0_1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \frac{-(x_{init}-x_m)}{R0_m} & \frac{-(y_{init}-x_m)}{R0_m} \end{bmatrix} \quad (4)$$

m – liczba obserwacji LiDAR,

L – wektor obserwacji, wyznaczany jako *(5)*

$$L = \begin{bmatrix} R0_1 - R_{init} \\ \vdots \\ R0_m - R_{init} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Aby znaleźć pozycję wpasowanego okręgu, równanie *(6)* było rozwiązywane iteracyjnie do momentu, gdy różnica parametrów pomiędzy dwiema kolejnymi iteracjami była mniejsza niż 0,0001 mm, przy maksymalnie 20 iteracjach.

$$X = -\left(A^T P A\right)^{-1} A^T P L \quad (6)$$

gdzie:

P – macierz wag, macierz jednostkowa w pierwszej iteracji.

W każdej iteracji stosowana była funkcja tłumienia, zgodnie z równaniem *(7)*, w celu eliminacji odstających obserwacji. Waga obserwacji w macierzy była zmniejszona 0,1 razy, jeśli poprawka obserwacji przekraczała 2 cm. Zaktualizowana macierz wag była używana w kolejnej iteracji.

$$p_{i+} = \begin{cases} p_{i-}, & \text{if} \quad v_{i-} \leqslant 0,02 \\ p_{i-} \times 0,1, & \text{if} \quad v_{i-} > 0,02 \end{cases} \quad (7)$$

gdzie:

p_{i+} – waga obserwacji w następnej iteracji,

p_{i-} – waga obserwacji w poprzedniej iteracji,

v_{i-} – poprawka obserwacji w poprzedniej iteracji.

Procedura wpasowania okręgu odporną metodą najmniejszych kwadratów została przeprowadzona na pięciu przypadkach testowych, odpowiadającym wynikom otrzymanym w ramach analizy przestrzeni Hough dla rastrów wysokościowych: 1,00-1,25 m, 1,25-1,50 m, 1,50-1,75 m, 1,75-2,00 m, 1,00-2,00 m. Po każdej iteracji weryfikowano czy oszacowane parametry okręgów można traktować jako pień drzewa. Walidacja opierała się na sprawdzeniu czy wewnątrz obszaru pnia drzewa

występują obserwacje LiDAR. Do weryfikacji obliczono średni błąd kwadratowy wpasowania okręgu w obserwacje, zgodnie z równaniem *(8)*.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m}\left(\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2}-R\right)^2}{m}} \quad (8)$$

gdzie:

x_i, y_i – współrzędne X, Y *i-tej* obserwacji LiDAR,

m – liczba obserwacji LiDAR,

x, y, R – parametry wpasowanego okręgu, odpowiednio współrzędna X, współrzędna Y środka okręgu oraz jego promień R.

Punkty skaningu laserowego zostały zliczone w obszarze promienia okręgu pomniejszonego i powiększonego o średni błąd kwadratowy wpasowania okręgu na określonym obszarze wysokościowym. Jeżeli liczba obserwacji LiDAR była mniejsza niż 4 i promień dopasowania okręgu był większy niż 20 cm, istniało duże prawdopodobieństwo, że przypadek nie reprezentuje drzewa, przez co został wykluczony z analizy.

3.2.5. Walidacja wyników

Wyniki uzyskane w ramach zaproponowanego rozwiązania zostały porównane z danymi referencyjnymi. Ocena wyników została przeprowadzona poprzez kalkulację ogólnej dokładności *OA* (ang. *Overall Accuracy*) *(9)*, poprawności *CO* (ang. *Correctness*) *(10)* oraz średniej dokładności *MA* (ang. *Mean Accuracy*).

$$OA = \frac{t_{match}}{t_{ref}} \quad (9)$$

$$CO = \frac{t_{match}}{t_{extr}} \quad (10)$$

gdzie:

t_{match} – liczba wykrytych drzew ze zbioru danych referencyjnych,

t_{ref} – liczba drzew zbioru danych referencyjnych,

t_{extr} – liczba wykrytych drzew.

Średnia dokładność wykrycia pnia drzewa została zdefiniowana jako łączne prawdopodobieństwo, że losowo wybrane drzewo zostało poprawnie wykryte

i że zastosowane algorytmy wykryły losowo wybrane drzewo ze zbioru referencyjnego, zgodnie ze wzorem *(11)*.

$$MA = \frac{2t_{match}}{t_{ref} + t_{extr}} \quad (11)$$

Pozycja pni drzew oraz promień drzew na poziomie gruntu zostały ocenione przy użyciu średniego błędu kwadratowego *RMSE* (ang. *Root Mean Square Error*) *(12, 13)* oraz błędu systematycznego *bias (14,15)*.

$$RMSE_{XY} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\sqrt{\left(x_{ref_i} - x_i\right)^2 + \left(y_{ref_i} - y_i\right)^2}\right)^2}{n}} \quad (12)$$

$$RMSE_R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(R_{ref_i} - R_i\right)^2}{n}} \quad (13)$$

$$bias_{XY} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \sqrt{\left(x_{ref_i} - x_i\right)^2 + \left(y_{ref_i} - y_i\right)^2} \quad (14)$$

$$bias_R = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n}\left(R_{ref_i} - R_i\right) \quad (15)$$

gdzie:

x_{refi}, y_{refi}, R_{refi} – parametry drzewa ze zbioru referencyjnego, odpowiadające *i-tej* obserwacji, kolejno: współrzędna X, współrzędna Y, promień,

x_i, y_i, R_i – parametry drzewa *i-tej* obserwacji, kolejno: współrzędna X, współrzędna Y, promień,

n – liczba obserwacji.

3.3. Wyniki i wnioski

W ramach badania analizowano dane ze skanowania laserowego w celu wykrycia pozycji pni drzew. W pierwszym kroku chmura punktów 3D została zrasteryzowana w zakresach wysokościowych względem numerycznego modelu terenu. Wygenerowano cztery zestawy rastrów odpowiadające wysokościom obserwacji LiDAR nad NMT: 1,00-1,25 m, 1,25-1,50 m, 1,50-1,75 m, 1,75-2,00 m. Następnie, na zestawach rastrów przeprowadzono kołową transformatę Hough dla trzynastu promieni okręgów od 5 do 17 cm, z krokiem co 1 cm. Na wynikowych zbiorach zrealizowano procedurę odszumiania. Na tym etapie wygenerowano

dodatkowy zestaw danych reprezentujący zakres odszumionych przestrzeni Hough z zakresu od 1,00 do 2,00 m nad NMT. Wynikiem przeprowadzonych analiz były pozycje pikselowe oraz informacja o wielkości promienia okręgu. Współrzędne zostały przekonwertowane na współrzędne globalne i stanowiły materiał wejściowy do iteracyjnego wpasowania okręgów w obserwacje LiDAR przy użyciu odpornej metody najmniejszych kwadratów. Proces rozpoczęto od obserwacji LiDAR z zakresu średniej wysokości określonego przypadku testowego/wysokościowego, realizując wpasowanie dla kolejnych obserwacji znajdujących się o 10 cm niżej, aż do osiągnięcia wysokości 0,05 m powyżej NMT. Otrzymane wyniki reprezentowały wykryte drzewo – jego pozycję oraz promień pnia.

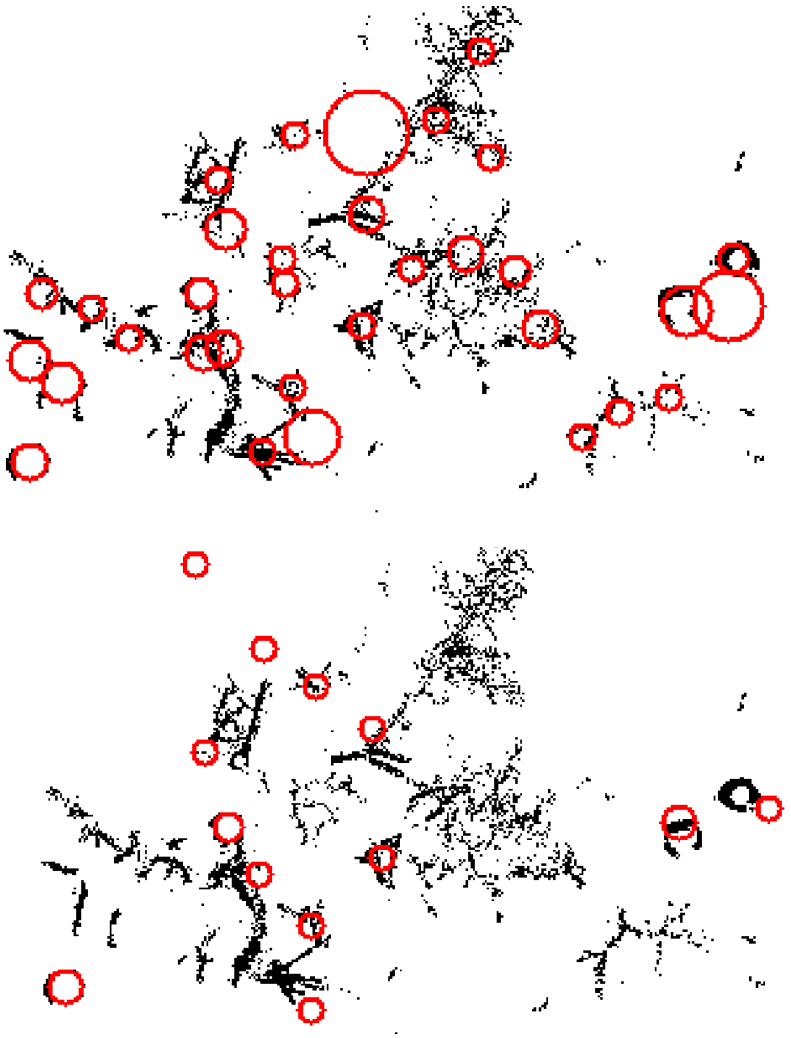
Procedura odszumiania przestrzeni Hough

Uzyskane wyniki analizy odszumiania dla przypadków wysokościowych/testowych wykazały, że mimo przeprowadzonej procedury nadal występuje duża liczba błędnie wytypowanych pozycji okręgów. Błędnie wskazane pozycje w rzeczywistości odzwierciedlają gałęzie drzew, a nie pnie. *Tabela 2* przedstawia liczbę głosów na wynikowych przestrzeniach Hough.

Tabela 2. Wykaz liczby głosów na odszumionych przestrzeniach Hough dla przypadków testowych (źródło: Michałowska i in., 2023).

Oznaczenie zestawu testowego	Liczba głosów na wynikowej przestrzeni Hough
1,00–1,25 m	464
1,25–1,50 m	462
1,50–1,75 m	453
1,75–2,00 m	409
1,00–2,00 m	193

Zauważalne jest, że na przestrzeniach wysokościowych znajduje się dwukrotnie więcej szumu niż na zagregowanym zbiorze. Dla przypadku wysokościowego 1,00-2,00 m, gdzie została przeprowadzona dodatkowo analiza odszumiania, szum jest najmniejszy. *Rysunek 14* przedstawia fragment zrasteryzowanej chmury punktów z zakresu 1,00-1,25 m, na który naniesiono wynik transformaty Hough i procedury odszumiania w zakresie wysokościowym 1,00-1,25 m oraz 1,00-2,00 m.



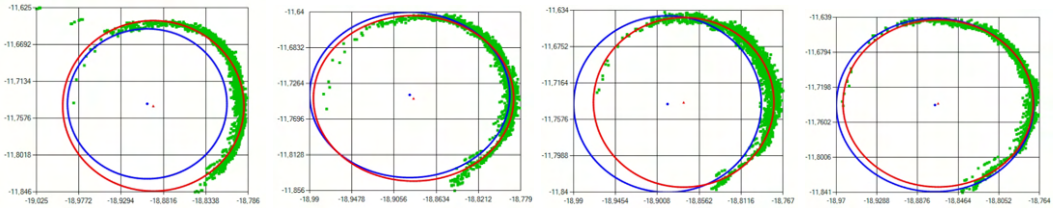
Rysunek 14. Fragment zrasteryzowanej chmury punktów z zakresu 1,00-1,25 m z naniesionymi wynikami (kolor czerwony) transformaty Hough i prodecury odszumiania dla zakresu 1,00-1,25 m (rysunek na górze) oraz zakresu 1,00-2,00 (rysunek na dole) (źródło: Michałowska i in., 2023).

Przeprowadzenie kolejnego procesu wpasowania okręgów w obserwacje LiDAR dla pozycji wygenerowanych w przypadku testowym o łącznym zakresie 1,00-2,00 m skutkowało najmniejszą liczbą przypadków odrzuconych z analizy wpasowania okręgów, dzięki czemu analiza detekcji pni drzew przebiegła szybciej.

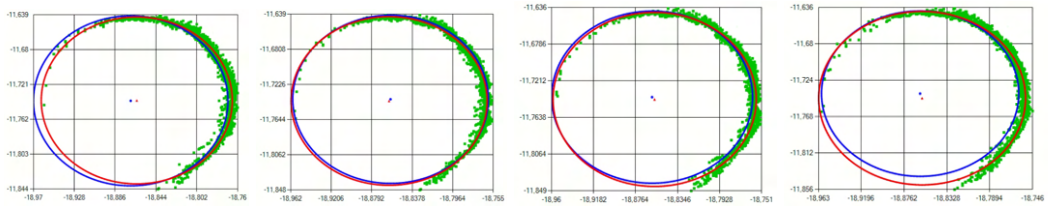
Wpasowanie okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów

Dla każdego przypadku testowego przeprowadzono wpasowanie okręgów przy użyciu odpornej metody najmniejszych kwadratów w oparciu o wyniki otrzymane w procesie transformaty Hough i odszumiania. Metoda zakładała wpasowanie okręgów w obserwacje LiDAR, przechodząc z określonego zakresu

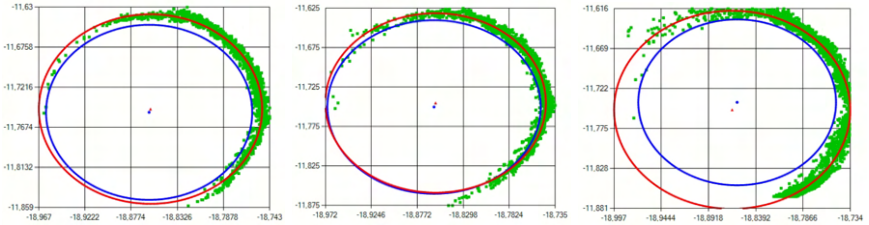
wysokościowego do poziomu zbliżonego do gruntu, celem uzyskania geodezyjnej lokalizacji pnia drzewa. Przykład jedenastu przeprowadzonych iteracji przedstawia *Rysunek 15*. W pierwszej iteracji wejściową pozycją drzewa i promieniem pnia były parametry uzyskane z procedury transformaty Hough i odszumiania, a w kolejnych iteracjach wejściową pozycją był wynik z poprzedniej iteracji.



(a) 1,05 - 1,15 m (b) 0,95 - 1,05 m (c) 0,85 - 0,95 m (d) 0,75 - 0,85 m



(e) 0,65 - 0,75 m (f) 0,55 - 0,65 m (g) 0,45 - 0,55 m (h) 0,35 - 0,45 m



(i) 0,25 - 0,35 m (j) 0,15 - 0,25 m (k) 0,05- 0,15 m

Rysunek 15. Przykład iteracji wpasowania okręgu odporną metodą najmniejszych kwadratów. Kolor zielony – obserwacje LiDAR, kolor niebieski – wejściowe parametry okręgu, kolor czerwony – wynik bieżącej iteracji. Finalne parametry analizy obrazuje rysunek (k) (źródło: Michałowska i in., 2023).

Zauważono, że najwięcej przypadków wykluczenia z analizy nastąpiło w pierwszej iteracji i było to średnio 24% wszystkich analizowanych przypadków. Najmniej przypadków odrzucenia z analizy było zrealizowanych w przypadku 1,00-2,00 m, co przekładało się na skuteczność procesu odszumienia danych.

Założono, że pozycje pni drzew wygenerowane na zakresach wysokościowych 1,00-1,25 m, 1,25-1,50 m, 1,50-1,75 m, 1,75-2,00 m odporną metodą najmniejszych kwadratów zostaną wzajemnie porównane, a wyniki będą

obrazować *przypadek zagregowany 1,00-2,00 m*. Założono, że drzewo jest poprawnie wygenerowane jeśli zostało wykryte w co najmniej dwóch zakresach wysokościowych. Wyznaczono, że:

- 81,4% wykrytych pni drzew zostało wykazane na co najmniej dwóch zakresach wysokościowych (114 drzew),
- 65,0% wykrytych pni drzew zostało wykrytych we wszystkich przypadkach testowych (91 drzew),
- 18,6% wykrytych pni drzew zostało wykrytych tylko na jednym zakresie wysokościowym (26 drzew).

Uzyskane wyniki, wraz z wynikami uzyskanymi dla przypadku 1,00-2,00 m porównano z danymi referencyjnymi. *Tabela 3* prezentuje otrzymane wyniki.

Tabela 3. Ocena wyników detekcji pni drzew dla przypadku zagregowanego i przypadku 1,00-2,00 m.

	Przypadek zagregowany	**Przypadek 1,00-2,00 m**
Ogólna dokładność (OA)	94,8%	90,7%
Poprawność (CO)	80,7%	85,4%
Średnia dokładność (MA)	87,2%	88,0%

Analiza wyników jednoznacznie wskazuje, że przypadek zagregowany dał lepszą ogólną dokładność (OA=94,8%) niż przypadek 1,00-2,00 m (OA=90,7%). Jednakże, poprawność i średnia dokładność detekcji pnia drzewa okazała się lepsza dla przypadku 1.00-2.00 m – 80,7% poprawności dla przypadku zagregowanego w porównaniu do 85,4% dla przypadku 1,00-2,00 m; 87,2% średniej dokładności dla przypadku zagregowanego w porównaniu do 88,0% dla przypadku 1,00-2,00 m. W kontekście wyników badań prowadzonych na danych z naziemnego skanowania laserowego, Liang i in. (2018) stwierdzili, że na terenach o niskiej złożoności możliwe jest osiągnięcie średniej dokładności detekcji pni drzew na poziomie około 80% dla obszarów z wieloma stanowiskami skanowania oraz 75% dla obszarów ze skanowaniem jednostanowiskowym. W innych badaniach prowadzonych na obszarach o niskiej złożoności, Brolly i in. (2021) wykorzystując algorytm oparty na wokselach, osiągnęli ogólną dokładność na poziomie 72,9% oraz poprawność na poziomie 99,5%. Zhang i in. (2019) z nowatorską metodą opartą na segmentacji uzyskali ogólną dokładność w zakresie od 82,14% do 86,27%, oraz poprawność

na poziomie od 95,83% do 97,78%. Średnia dokładność wynosiła odpowiednio 88,46% i 91,67%. Mokroš i in. (2021) przeprowadzając detekcję drzew przy wykorzystaniu algorytmu opartego na cylindrach na danych wieloskanowych uzyskali dokładność ogólną na poziomie 95,15%. Poprawność i średnia dokładność nie zostały obliczone w badaniu. W idealnym scenariuszu każdy nowy algorytm powinien gwarantować wysoką ogólną dokładność oraz wysoki poziom poprawności. Niestety osiągnięcie takich wyników jednocześnie stanowi wyzwanie, a w większości przypadków wyższa ogólna dokładność rekompensuje niższą poprawność algorytmu i odwrotnie. Wyniki zastosowania różnych algorytmów i metod do wykrycia pni drzew są zróżnicowane, a wybór odpowiedniego podejścia zawsze zależy od złożoności terenu oraz celów badania. Niemniej jednak, wyniki uzyskane w niniejszym badaniu są satysfakcjonujące i stanowią jedne z lepszych wyników uzyskanych przy wykorzystaniu danych z naziemnego skaningu dla terenów o niskiej złożoności.

Warto podkreślić, że w przeprowadzonym badaniu dla obydwu testowanych przypadków, w pełni zeskanowane drzewa zostały wykryte w 100% (drzewa znajdujące się w obszarze pomiędzy stanowiskami skanowania). Oznacza to, że zaproponowane rozwiązanie zapewnia wysoką dokładność na obszarach objętych pełnym skanowaniem. Przeanalizowano również kwestię nadmiernego wykrycia pni drzew w obu przypadkach – w przypadku zagregowanym występowało 22 nadliczbowych obiektów, w przypadku 1,00-2,00 m: 15 obiektów (*Tabela 4*).

Tabela 4. Podsumowanie ilościowe wyników dla przypadku zagregowanego i przypadku 1,00-2,00 m.

		Przypadek zagregowany	**Przypadek 1,00-2,00 m**
Liczba pni drzew wykrytych w procesie wpasowania okręgu odporną metodą najmniejszych kwadratów		114	103
Liczba poprawnie wykrytych pni drzew		92	88
Liczba nadliczbowo wykrytych obiektów:	**drzew**	20	15
	innych	2	0

Weryfikacja obiektów wykazała, że znacząca większość z nadliczbowo wykrytych obiektów faktycznie stanowiła poprawnie zidentyfikowane pnie drzew. Z 22 nadmiernie wykrytych pozycji w przypadku zagregowanym, 20 obiektów

okazało się drzewami o promieniu mniejszym niż 4 cm lub takimi drzewami, które znajdowały się na skraju obszaru skanowania, i które nie zostały uwzględnione w zbiorze danych referencyjnych. W przypadku testowym 1,00–2,00 m wszystkie nadliczbowo wykryte obiekty rzeczywiście reprezentowały drzewa.

Zaproponowana procedura umożliwiła wykrycie pni drzew z dokładnością pozycji RMSE = 1,6 cm oraz dokładnością określenia promienia RMSE = 0,3 cm. Średni błąd kwadratowy oraz średni błąd określenia pozycji i promienia pnia drzewa przedstawia *Tabela 5*.

Tabela 5. Wykaz średniego błędu kwadratowego oraz średniego błędu określenia pozycji XY oraz promienia R pnia drzewa.

	RMSE XY [cm]	**bias XY [cm]**	**RMSE R [cm]**	**bias R [cm]**
Przypadek zagregowany	1,64	1,17	1,15	0,28
Przypadek 1,00-2,00 m	1,53	1,12	1,09	0,29

Według publikacji naukowych najbardziej dokładne metody wpasowania okręgów generują dokładności od 1 do 2 cm. Osiągnięta w tej pracy dokładność określenia pozycji okręgu jest porównywalna z wynikami uzyskiwanymi w innych badaniach wykorzystujących modele cylindryczne (Zhang i in. (2019) w analizie dwóch terenów o niskiej złożoności uzyskał RMSE = 2,4 cm i RMSE = 0,90 cm; Liang i in. (2018): RMSE na poziomie 2-3 cm).

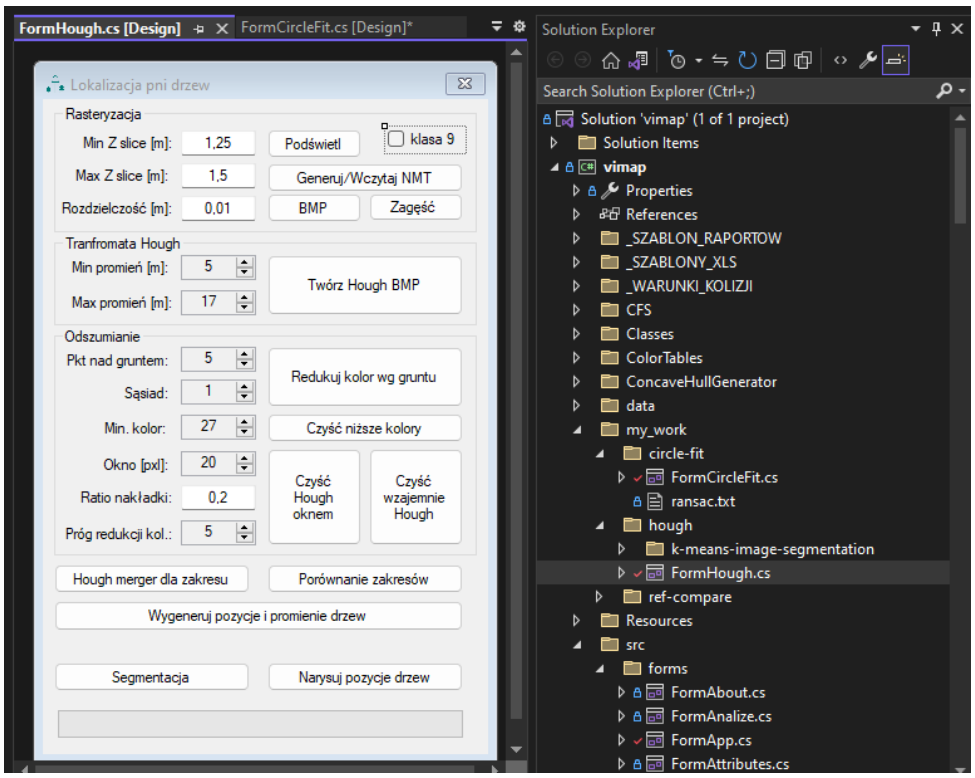
3.4. Implementacja rozwiązania

Przedstawione w niniejszym badaniu metody realizujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 1 zostały zaimplementowane przez doktorantkę w środowisku aplikacji firmy Vimap sp. z o.o. – vMatic. Implementacja została opracowana w środowisku Visual Studio, w języku C# jako moduły realizujące zaproponowane algorytmy.

Zaprojektowano dwa okna realizujące zadanie:

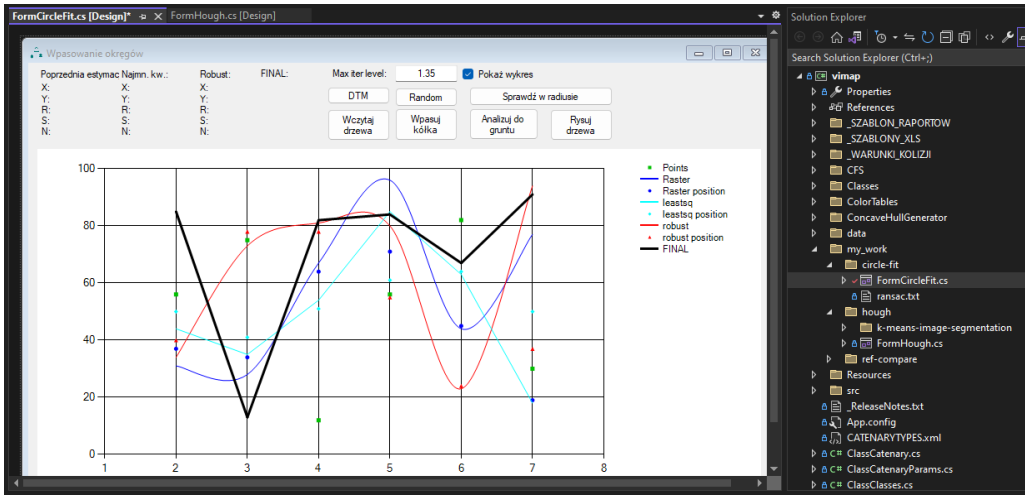
- **FormHough.cs** – zawiera metody wykorzystywane do: wygenerowania NMT, wczytania NMT, przeprowadzenia rasteryzacji, wygenerowania przestrzeni Hough dla okręgów o zadanym minimalnym i maksymalnym promieniem, odszumienia przestrzeni Hough, wygenerowania wstępnych

współrzędnych pozycji drzewa oraz promienia pnia. *Rysunek 16* przedstawia projekt okna FormHough.cs w środowisku aplikacji Visual Studio.



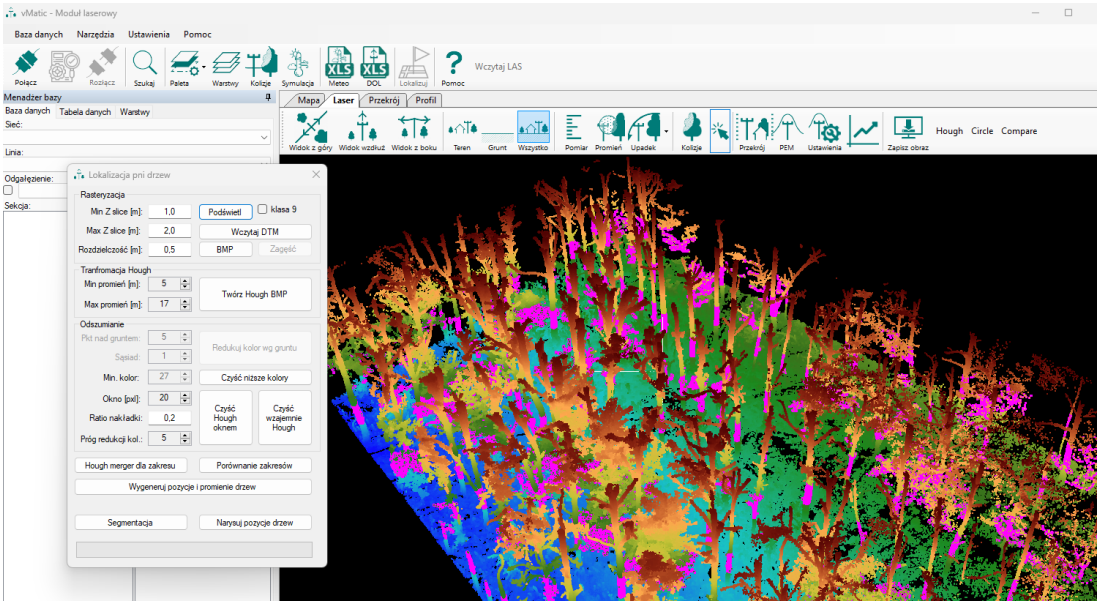
Rysunek 16. Projekt okna FormHough.cs w środowisku Visual Studio, implementujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 1.

- **FormCircleFit.cs** – zawiera metody wykorzystywane do: wpasowania okręgów w obserwacje LiDAR odporną metodą najmniejszych kwadratów, wygenerowania finalnych pozycji pnia drzewa oraz jego promienia. *Rysunek 17* przedstawia projekt okna FormCircleFit.cs w środowisku aplikacji Visual Studio.

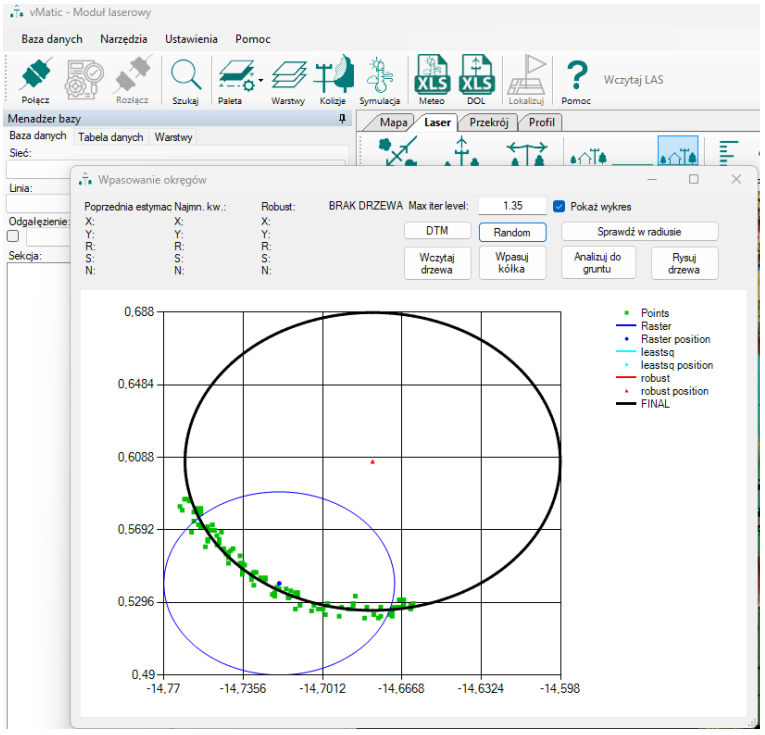


Rysunek 17. Okno FormCircleFit.cs w środowisku Visual Studio, implementujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 1.

Rysunek 18 oraz *Rysunek 19* przedstawiają widok zaimplementowanych okien z poziomu użytkownika aplikacji vMatic. *Rysunek 18* przedstawia wizualizację obserwacji LiDAR w zakresie wysokościowym nad poziomem NMT (punkty zaznaczone różowym kolorem).



Rysunek 18. Aplikacja vMatic z zaimplementowanym oknem FormHough.cs wraz z wizualizacją chmury punktów w widoku hipsometrycznym oraz zaznaczeniem punktów LiDAR w zakresach wysokościowych zdefiniowanych przez użytkownika (kolor różowy).



Rysunek 19. Aplikacja vMatic z zaimplementowanym oknem FormCircleFit.cs z wizualizacją na wykresie okręgu wpasowanego w obserwacje LiDAR.

Należy zaznaczyć, że zaproponowane rozwiązanie skutecznie sprawdzi się w przypadku wykorzystania danych z lotniczego skanowania laserowego do określenia pozycji pierwszych rzędów drzew w pasie technologicznym, dla których zostanie pozyskana chmura punktów odwzorowująca pnie drzew. Pierwsze rzędy drzew są szczególnie istotne dla docelowego odbiorcy danych Vimap sp. z o.o. z uwagi na ich potencjalne zagrożenie dla pracy linii elektroenergetycznej – drzewa znajdujące się na brzegach pasa technologicznego są drzewami o słabszej kondycji poprzez podatność na obciążenia zewnętrzne (głównie wiatr). Dla drzew umiejscowionych w dalszych rzędach, gdzie odwzorowanie pni drzew na chmurze punktów jest mocno ograniczone z racji przesłon, określenie pozycji pnia drzewa posiadając wyłącznie odwzorowanie korony drzewa jest niemożliwe.

3.5. Propozycja dalszych usprawnień

Rekomendacja do usprawnienia i poprawy efektywności działania narzędzi zaproponowanego rozwiązania:

- dodanie metody generowania numerycznego pokrycia terenu w oparciu o sklasyfikowaną chmurę punktów dla projektów, gdzie NMT nie jest przygotowywany,
- uzależnienie analizowanego zakresu chmury punktów od szerokości pasa technologicznego linii elektroenergetycznej, dla którego są pozyskiwane dane ze skanowania laserowego – zawężenie pasa analizy przyspieszy proces rasteryzacji,
- wprowadzenie narzędzia do weryfikacji finalnie wygenerowanych pozycji pni drzew,
- wprowadzenie zmiennych umożliwiających zmiany warunków wykluczenia pozycji potencjalnych pni (parametry zaszyte w kodzie źródłowym, takie jak: liczba obserwacji LiDAR w obrębie pnia drzewa, parametry analizy wzajemnej do uzyskania zagregowanego przypadku),
- wprowadzenie estymacji wysokości drzewa na podstawie danych LiDAR i zapisu tych danych,
- kalkulacja i zapis pierśnicy drzewa (średnicy na wysokości 1,3 m nad poziomem gruntu),
- kalkulacja objętości drewna przy znanej wysokości drzewa oraz jego pierśnicy,

- zapis finalnych wyników do formatu ESRI shape – aktualne rozwiązanie zapisuje wyniki w pliku TXT.

4. Rozwiązanie problemu technologicznego nr 2

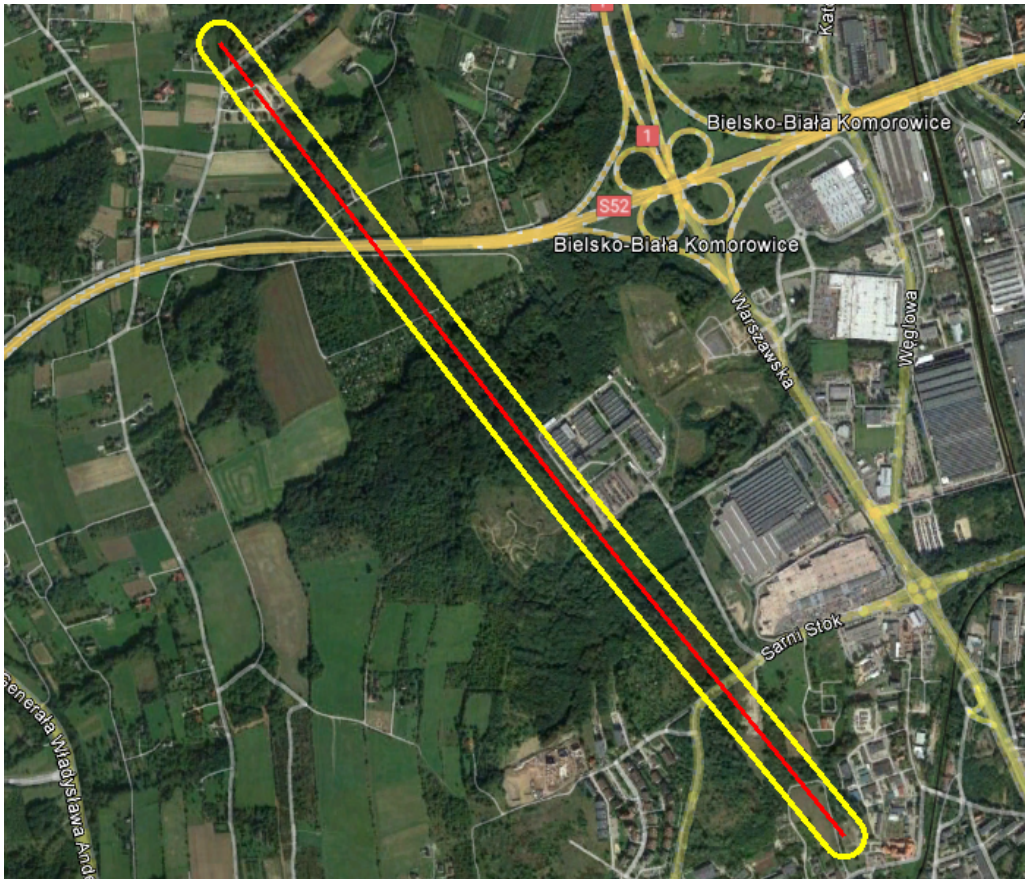
Zaproponowane rozwiązanie problemu technologicznego nr 2, mające na celu opracowanie procesu automatycznego określania gatunku oraz typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap, zostało skonstruowane w oparciu o zobrazowania RGB oraz zobrazowania spektrostrefowe CIR. W ramach rozwiązania wykorzystano potencjał głębokiego uczenia platformy ML.NET do zbudowania modelu klasyfikującego gatunek oraz typ drzewa. Proces opierał się na stworzeniu dedykowanego modelu bazującego na zobrazowaniach pozyskanych systemem Vimap. Materiał wejściowy niezbędny do utworzenia modeli głębokiego uczenia został w pełni przygotowany od podstaw w trakcie prowadzonych badań. W pierwszej fazie zobrazowania zostały starannie przejrzane w celu zidentyfikowania na nich poszczególnych gatunków drzew. Następnie, przy wykorzystaniu oprogramowania LabelImg, wyodrębniono zakresy na zdjęciach reprezentujące poszczególne gatunki drzew, przypisując im właściwe etykiety. W oparciu o te zakresy, stworzono zbiory zobrazowań reprezentujące przedmiotowe gatunki drzew. W dalszym kroku, w oprogramowaniu IrfanView przeprowadzono augmentację zdjęć. Przetworzone zdjęcia stanowiły materiał wsadowy do wytrenowania modelu głębokiego uczenia. Szczegółowy opis poszczególnych etapów badawczych został przedstawiony w niniejszym rozdziale.

4.1. Eksperyment I – zobrazowania RGB

Pierwszy eksperyment badawczy skupiał się na zweryfikowaniu możliwości identyfikacji gatunków drzew z dokładnością przekraczającą 85% przy wykorzystaniu zaplanowanych metod i materiałów dostarczonych przez firmę Vimap sp. z o.o. Eksperyment zakładał automatyczną klasyfikację gatunków drzew na podstawie zobrazowań pionowych. Otrzymane zdjęcia pionowe zostały pozyskane systemem Vimap w warunkach jesiennych, co skutkowało ograniczeniem identyfikowanych gatunków do dwóch, tj. sosny i świerku. W celu stworzenia dedykowanego modelu głębokiego uczenia służącego do klasyfikacji tych gatunków użyto zobrazowań pionowych oraz ukośnych w barwach RGB. W ramach przeprowadzonego eksperymentu dokonano oceny czy zastosowanie środowiska ML.NET i architektury ResNet do stworzenia modeli klasyfikujących przyniesie zadowalające rezultaty.

4.1.1. Materiały

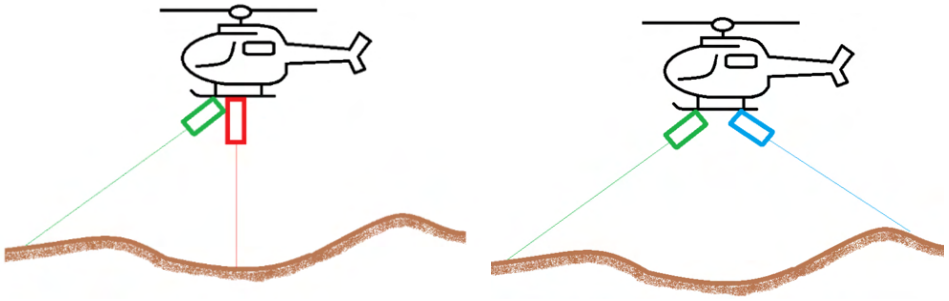
Materiały do realizacji badania zostały pozyskane w ramach przeprowadzenia nalotów testowych nad linią wysokiego napięcia w okolicy miejscowości Bielsko-Biała (Polska) na odcinku ok. 2,8 km. Lokalizacja i terminy nalotów testowych zostały dostosowane do harmonogramu produkcyjnej kampanii nalotów firmy Vimap sp. z o.o. w 2021 r. Dokumentowany obszar w stanowił w większości teren zalesiony i zadrzewiony. Zakres obszaru badań przedstawia *Rysunek 20*.



Rysunek 20. Obszar akwizycji danych systemem Vimap w ramach Eksperymentu I – widok na podkładzie Google Maps (źródło: opracowanie własne).

Naloty nad wytypowanym obszarem zostały zrealizowane w dwóch kampaniach. Pierwsza miała miejsce w kwietniu 2021 r. poza okresem wegetacyjnym, natomiast druga odbyła się w październiku 2021 r. – w okresie wegetacyjnym. W obu kampaniach wykonano naloty z dwiema kamerami cyfrowymi PhaseOne iXU-RS 1000. W kampanii wiosennej zrealizowano nalot z kamerą zamontowaną w przód (FRONT) pod kątem ok. 45°, aby pozyskać zdjęcia ukośne oraz z kamerą

zamontowaną prostopadle do kierunku przelotu (MAP), aby uzyskać zdjęcia pionowe. W kampanii jesiennej przeprowadzono nalot z kamerami zamontowanymi w przód (FRONT) i wstecz (REAR) pod kątem ok. 45°. *Rysunek 21* przedstawia schemat montażu kamer w dwóch kampaniach.



Rysunek 21. Schemat konfiguracji kamer cyfrowych na systemie Vimap. Po lewej stronie kampania wiosenna, po prawej stronie kampania jesienna. Kolor zielony - montaż kamery FRONT, kolor czerwony - montaż kamery MAP, kolor niebieski - montaż kamery REAR (źródło: opracowanie własne).

4.1.1.1. Zdjęcia pionowe

W trakcie kampanii jesiennej pozyskano zdjęcia pionowe terenu wykorzystując kamerę PhaseOne iXU-RS 1000. Kamera była zamontowana prostopadle do kierunku przelotu (oznaczenie kamery: MAP). Rozdzielczość terenowa zdjęć wynosiła 2 cm, rozmiar zdjęcia – 11608 x 8708 pikseli. *Rysunek 22* przedstawia fragment pozyskanego zdjęcia pionowego. Zdjęcia były docelowo dedykowane ich wykorzystaniu w procesie trenowania i walidacji modelu głębokiego uczenia do klasyfikacji gatunków drzew.



Rysunek 22. Fragment wysokorozdzielczego zdjęcia pionowego badanego obszaru.

W związku z dużą rozdzielczością zdjęcia i ograniczeniami oprogramowania, w którym miało zostać przeprowadzone etykietowanie gatunków drzew, rozmiar zdjęć został zredukowany do rozmiaru 2000 x 2000 pikseli. Zmiana rozmiaru nie wpłynęła na zmianę charakterystycznych cech analizowanych gatunków drzew.

4.1.1.2. Zdjęcia ukośne

W trakcie kampanii wiosennej oraz jesiennej pozyskano zdjęcia ukośne obrazujące teren znajdujący się przed i za helikopterem wykonującym nalot. Rejestracja zobrazowań odbywała się przy użyciu kamery PhaseOne iXU-RS 1000. Rozdzielczość terenowa zdjęć wynosiła 2 cm, rozmiar zdjęcia – 11608 x 8708 pikseli. Na potrzeby badania wykorzystano zdjęcia wyłącznie z kampanii jesiennej. Zdjęcia były docelowo dedykowane ich wykorzystaniu w procesie trenowania i walidacji modelu głębokiego uczenia do klasyfikacji gatunków i typów drzew.

W związku z dużą rozdzielczością zdjęcia i ograniczeniami oprogramowania, w którym miało zostać przeprowadzone etykietowanie gatunków drzew, rozmiar zdjęć ukośnych został zredukowany do 2000 x 2000 pikseli. Zmiana rozmiaru zdjęcia nie wpłynęła na zmianę charakterystycznych cech poszczególnych gatunków drzew. *Rysunek 23* przedstawia zdjęcia ukośne pozyskane kamerą FRONT i REAR po przeprowadzeniu zmiany rozmiaru zdjęcia.



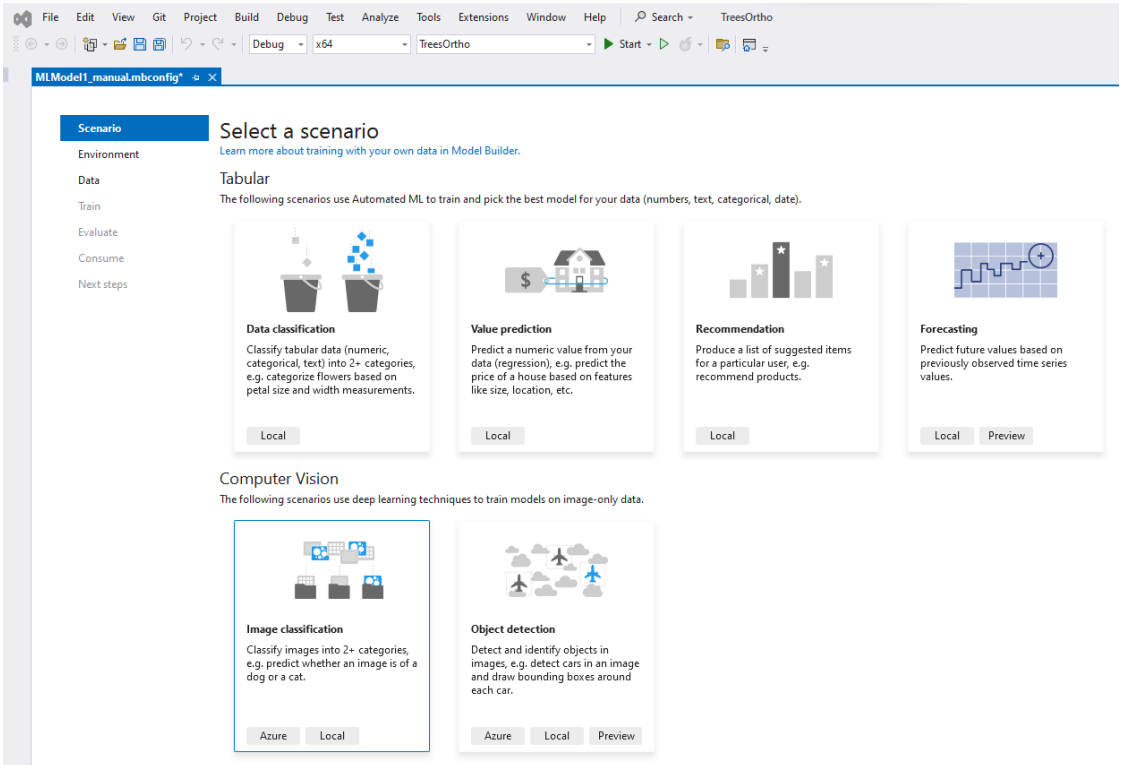
Rysunek 23. Przykład pomniejszonych zdjęć pozyskanych dla badanego obszaru. Po lewej stronie: zdjęcie z kamery FRONT, po lewej stronie – REAR.

4.1.1.3. Platforma ML.NET

W badaniu została wykorzystana platforma ML.NET (wersja 1.6.0) do wytrenowania modelu i przeprowadzenia klasyfikacji dwóch gatunków drzew

z wykorzystaniem głębokiej sieci neuronowej (*ang. Deep Neural Network*) oferowanej przez platformę. ML.NET jest otwartą platformą do uczenia maszynowego opracowanym przez firmę Microsoft. Narzędzie umożliwia tworzenie, trenowanie i wdrażanie modeli uczenia maszynowego w aplikacjach działających na platformie .NET. ML.NET obsługuje wachlarz scenariuszy uczenia maszynowego – klasyfikację danych i obrazów, prognozowanie wartości czy rozpoznawanie obiektów (Ahmed et al., 2019). Szczegółowy opis architektury ML.NET i wymagań aplikacyjnych, które go ukształtowały, znajduje się w publikacji Ahmed i in. (2019). Dokumentacja ML.NET jest dostępna na oficjalnej stronie internetowej Microsoft: https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/machine-learning/.

Jedną z zalet ML.NET jest łatwość integracji platformy z aplikacjami .NET Core, .NET, ASP.NET dedykowanych do obsługi na komputerach (ang. *desktop applications*), przeglądarkach internetowych (ang. *web applications*), oraz urządzeniach mobilnych. Ponadto, platforma ML.NET zawiera graficzne narzędzie Model Builder ułatwiające tworzenie, trenowanie i wdrażanie modeli uczenia maszynowego w wybranym scenariuszu, bez konieczności posiadania specjalistycznej wiedzy z zakresu uczenia maszynowego (Yu i Zahidi, 2023) (*Rysunek 24*).



Rysunek 24. Okno Model Builder w środowisku Visual Studio.

Praca w Model Builder przebiega etapowo. W pierwszym kroku użytkownik dokonuje wyboru konkretnego scenariusza, odpowiadającego jego potrzebom i celom. Następnie definiuje środowisko, w którym będzie przeprowadzony proces trenowania – lokalne lub w chmurze. W kolejnym kroku użytkownik wczytuje dane wejściowe, które będą wykorzystane w procesie trenowania modelu i jego walidacji. Po dokonaniu tych czynności rozpoczyna się etap trenowania, na koniec którego zostaje obliczona ocena wydajności modelu. Po zakończeniu procesu trenowania użytkownik ma możliwość zaimplementowania kodu źródłowego, który umożliwi praktyczne wykorzystanie wytrenowanego obiektu.

Model Builder dzieli zestaw wejściowych, losowych, zdjęć na dwa podzbiory: zestaw treningowy (80%), który służy do trenowania modelu, oraz zestaw testowy (20%), który jest zachowany w celu oceny wydajności modelu. Przewidywana klasyfikacja jest uznawana za poprawną, jeśli model przypisze prawdopodobieństwo przynależności do określonej klasy jako większe niż 50%. Model Builder dostosowuje czas trenowania do zestawu wejściowych danych (https://learn.microsoft.com, 23.07.2023). ML.NET testuje różne algorytmy do uzyskania modelu o największej dokładności. W przypadku klasyfikacji obrazów platforma wykorzystuje model głębokiej sieci uczenia Resztkową Sieć Neuronową (ResNet) do implementacji.

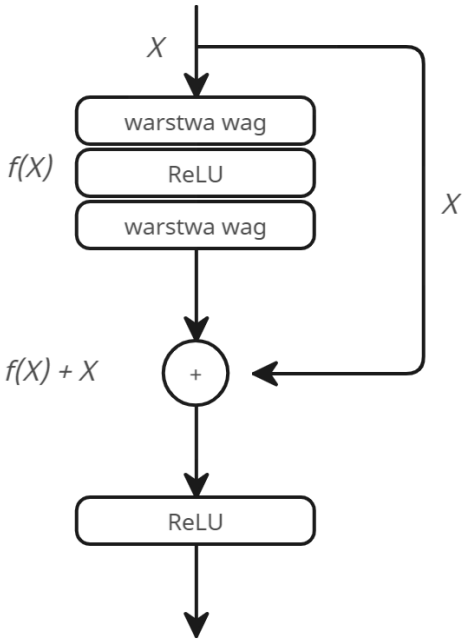
W niniejszym badaniu trenowanie modelu przeprowadzono lokalnie na komputerze, wykorzystując procesor CPU (Intel Core i5-1135G7; Pamięć RAM: 8 GB).

4.1.1.4. ResNet-50

Architektura Resztkowej Sieci Neuronowej ResNet stała się rewolucyjnym przełomem w dziedzinie analizy i interpretacji obrazów. Model ResNet został wprowadzony przez He i in. (2016) i w tym samym roku zdobył główną nagrodę w ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC). Zaproponowane nowatorskie podejście opierało się na wprowadzeniu skrótów połączeń, które miało wpływać na uczenie się funkcji resztkowych zamiast bezpośrednio pożądanego podstawowego mapowania. Połączenia skrótowe umożliwiają sieci omijanie pewnych warstw i skuteczniejsze propagowanie informacji wejściowych (He i in., 2016). Podejście to pozwala osiągnąć znaczny wzrost wydajności w porównaniu

z tradycyjnymi splotowymi sieciami neuronowymi, zwłaszcza w zadaniach związanych z rozpoznawaniem obrazów.

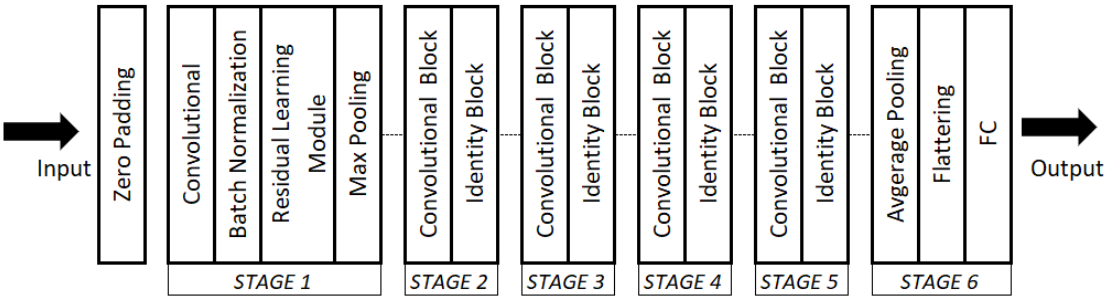
Główną częścią składową sieci ResNet stanowi moduł rezydualny (*Rysunek 25*), który do typowego sekwencyjnego złożenia warstw dodaje połączenie zachowując niezmienioną wartość wejściową X. Moduł taki uczy się odpowiednio funkcji f (X) = h(X) − X (He i in., 2016). ReLU (ang. *Rectified Linear Unit*) używane w ResNet jest jedną z najpopularniejszych funkcji aktywacji i jest używana do wprowadzania nieliniowości w warstwach neuronów. Jest to funkcja prosta i efektywna obliczeniowo.



Rysunek 25. Moduł z połączeniem rezydualnym (He i in., 2016).

Architektura ResNet rozwiązuje problemu znikającego gradientu, który jest powszechnym wyzwaniem w głębokich sieciach neuronowych (Hochreiter, 1998; Dai i Heckel, 2019; Barratt i in., 2022). Wraz ze wzrostem głębokości sieci gradienty funkcji strat w odniesieniu do wag mają tendencję do zmniejszania się, co utrudnia efektywne uczenie się i aktualizację parametrów sieci, co z kolei prowadzi do pogorszenia wydajności i nieoptymalnych wyników. Dzięki zastosowaniu mechanizmu szczątkowego uczenia się i połączeń skrótów, sieci ResNet są w stanie zachować silny przepływ gradientu w całej sieci, umożliwiając skuteczną aktualizację wag i kontynuowanie uczenia się sieci wraz ze zwiększaniem jej głębokości (Habibzadeh i in., 2018; Li i Lima, 2021).

ResNet-50 stanowi konkretną implementację architektury ResNet, która zawiera 50-warstwowe konwolucyjne sieci neuronowe (48 warstw konwolucyjnych, jedna warstwa MaxPolling i jedna warstwa średniego uśredniania). Głównym celem MaxPooling jest zmniejszenie rozmiaru danych, jednocześnie zachowując najważniejsze cechy. Schemat architektury ResNet-50 przedstawia *Rysunek 26*.



Rysunek 26. Architektura modelu ResNet-50.

Liczne badania naukowe wykazały, że model ResNet osiąga imponującą wydajność w klasyfikacji obrazów (Firat i Hanbay, 2021; Sarwinda i in., 2021; Li i Lima, 2021; Al-Haija i in., 2020; Wen i in., 2020). Wśród najnowszych publikacji, Cao i Zhang (2020) opracowali na bazie architektury ResNet oraz U-Net sieć Res-UNet i wykorzystali ją do klasyfikacji sześciu gatunków drzew na podstawie lotniczych ortoobrazów. Uzyskali dokładność klasyfikacji na poziomie 87%. Li i in. (2021b) badali modele Faster R-CNN do rozpoznawania dziesięciu gatunków drzew na podstawie pełnych zobrazowań drzew i uzyskali dokładność klasyfikacji na poziomie 98% przy użyciu ResNet-50. Wysokie dokładności klasyfikacji uzyskiwane w tych badaniach świadczą o tym, że użycie modelu ResNet jest zasadne do osiągnięcia wiarygodnych wyników.

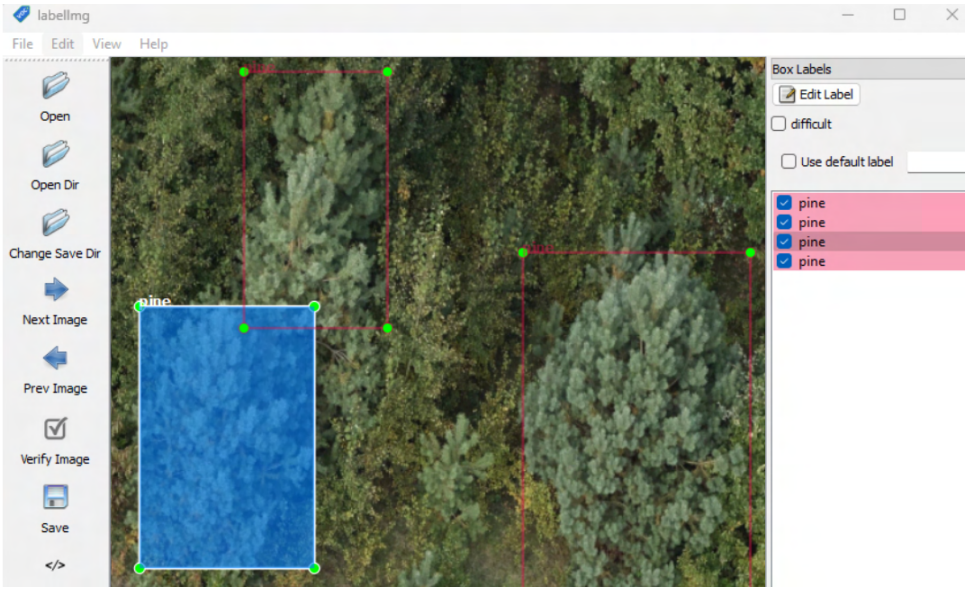
4.1.2. Metody

W rozdziale przedstawiono metody wykorzystane w Eksperymencie I. Należy wskazać, że Eksperyment II przedstawiony w dalszej części pracy (**Rozdział 4.2. Eksperyment II – zobrazowania RGB i CIR**) wykorzystuje te same metody badawcze.

4.1.2.1. Adnotacja danych

Kluczowym procesem w budowaniu modelu głębokiego uczenia jest przygotowanie materiału, na którym będzie trenowany model. Proces adnotacji danych polega na zaznaczaniu obszarów (*ang. bounding box*) danego obiektu widocznego na obrazie oraz przypisanie każdemu obszarowi klasy lub etykiety. Utworzone etykiety wraz z zakresem obiektu stanowią metadane i są używane w procesie trenowania modelu klasyfikującego. Proces adnotacji jest integralnym aspektem uczenia nadzorowanego i odgrywa kluczową rolę w sukcesie wydajnościowym modelu.

W niniejszym badaniu adnotacje dla gatunków drzew zostały wygenerowane przy użyciu darmowego oprogramowania LabelImg, które zostało zaprojektowane do zastosowań w głębokim uczeniu (Tzutalin, 2015). LabelImg umożliwia przeprowadzenie identyfikacji obiektów na zdjęciach poprzez oznaczenie zakresu bounding box obiektu, przypisanie etykiety oraz zapisanie tych informacji do pliku XML Aplikacja LabelImg była wykorzystywana w wielu wcześniejszych badaniach prowadzonych w różnych dziedzinach nauki (Xuan i in., 2022; Zhou i in., 2022; Etienne i in., 2021; Khosravian i in., 2021; Roberts i in., 2020). W badaniu przeprowadzono proces adnotacji zarówno na zdjęciach pionowych, jak i ukośnych. Na zdjęciach pionowych utworzono łącznie 102 adnotacji dla sosny i 107 adnotacji dla świerku. Na zdjęciach ukośnych oznaczono po 150 adnotacji dla sosny i świerku. *Rysunek 27* przedstawia okno aplikacji LabelImg z adnotacjami dodanymi na zdjęciu ukośnym.



Rysunek 27. Adnotacje w oprogramowaniu LabelImg.

Na podstawie zdefiniowanych adnotacji utworzono dwa zestawy danych, odnoszące się do materiałów, na którym przeprowadzono adnotacje – zestaw zobrazowań pionowych (ORTHO) oraz zestaw zobrazowań ukośnych (OBLIQUE). Zdecydowano, że:

- w badaniu zostaną zbudowane dwa modele do klasyfikacji dwóch gatunków – jeden model utworzony w oparciu o zobrazowania ORTHO, drugi model utworzony w oparciu o zobrazowania ORTHO i OBLIQUE,
- docelowa klasyfikacja gatunków drzew będzie przeprowadzana na zobrazowaniach pionowych, dlatego z zestawu ORTHO wyodrębniono zbiór do walidacji modelu (niezależna walidacja odbiegająca od walidacji platformy ML.NET, o której jest mowa w **Rozdziale 4.1.1.3. Platforma ML.NET**).

Zestawienie liczebne zdjęć poszczególnych gatunków drzew otrzymanych w procesie adnotacji przedstawia *Tabela 6*.

Tabela 6. Wykaz liczby adnotacji przeznaczone do augmentacji i walidacji w podziale na zestawy zobrazowań.

	Zestaw ORTHO		**Zestaw ORTHO-OBLIQUE**	
	augmentacja	**walidacja**	**augmentacja**	**walidacja**
sosna	62	40	167	40
świerk	65	42	170	42

Rozmiar zbioru do walidacji został ustalony jako 40% całego zbioru danych ORTHO. Zestaw ten nie będzie poddany dalszym procesom (procesowi przetwarzania i augmentacji), a będzie służyć jako niezależny zbiór do przeprowadzenia oceny i weryfikacji skuteczności modelu klasyfikującego. Dzięki takiej separacji możliwe będzie dokładniejsze oszacowanie efektywności modelu klasyfikacyjnego oraz ocenienie jego zdolności na niezależnych danych.

4.1.2.2. Przetwarzanie i augmentacja danych

W ramach przetwarzania danych przeprowadzono przycięcie zdjęć dedykowanych trenowaniu do obszarów bounding box dla każdej adnotacji. Procedurę tę zrealizowano przy użyciu dedykowanej aplikacji .NET stworzonej przez doktorantkę w języku C# (**Rozdział 4.4.1 Implementacja rozwiązania**). Przycięcie zobrazowań do zakresu bounding box miało na celu izolację obrazów

drzew od otaczającego tła oraz zapewnienie, że model głębokiego uczenia zostanie przeszkolony na odpowiednich cechach obiektów. Przykład przyciętych zobrazowań pionowych (ORTHO) i ukośnych (OBLIQUE) prezentują kolejno *Rysunek 28* i *Rysunek 29*.



Rysunek 28. Zdjęcie pionowe (ORTHO) przycięte do zakresów bounding box sosny (po lewej stronie) i świerku (po prawej stronie).



Rysunek 29. Zdjęcie ukośne (OBLIQUE) przycięte do zakresów bounding box sosny (po lewej stronie) i świerku (po prawej stronie).

W celu zminimalizowania wpływu ograniczonego zestawu obrazów na wydajność modelu głębokiego uczenia, zastosowano techniki augmentacji danych, które zostały wcześniej wykorzystane w innych badaniach (Barshooi i Amirkhani, 2022; Mikołajczyk i Grochowski, 2018; Perez i Wang, 2017). W niniejszym badaniu przeprowadzono klasyczne przekształcenia obrazów w celu sztucznego rozszerzenia zbioru danych, a przez to poprawy wydajności modelu (Fukuda i in., 2020). Techniki te obejmowały modyfikacje jasności (*B*), kontrastu (*C*), nasycenia (*S*) i ostrości

obrazów (*Sh*), a także automatyczne dopasowanie kolorów (*Aca*), odbicie lustrzane obrazów w płaszczyźnie poziomej (*Hf*) i pionowej (*Vv*) oraz obrót zdjęcia w lewo (*Rl*) i w prawo (*Rr*). Augmentację danych przeprowadzono w oprogramowaniu IrfanView (wersja 4.60), które było wykorzystywane w procesie augmentacji w innych wcześniejszych badaniach naukowych (Kuwada i in., 2020; Fukuda i in., 2020; Murata i in., 2019). W wyniku zastosowania wymienionych technik przygotowano zestawy danych do trenowania modelu głębokiego uczenia. Szczegóły dotyczące zastosowanych technik augmentacji danych zostały podsumowane w *Tabeli 7*. *Tabela 8* przedstawia wykaz utworzonych zestawów obrazów do trenowania modeli głębokiego uczenia.

Tabela 7. Wykaz zestawów danych do trenowania wraz z informacją o zastosowanej technice augmentacji danych (np. B+50/255 oznacza rozjaśnienie względne o +50/255). Oznaczenie skrótów: B – jasność, C – kontrast, S – nasycenie, Sh – ostrość, Aca – automatyczne dopasowanie kolorów, Hf – odbicie lustrzane w płaszczyźnie poziomej, Vv – odbicie lustrzane w płaszczyźnie pionowej, Rl – obrót w lewo, Rr – obrót w prawo.

Oznaczenie zestawu	Technika augmentacji
ORTHO	B+50/255, B-50/255, C+50/127, C-50/127, S+50/255, S-50/255, Sh+10/99, Aca, Rl, Rr, Vf, Hf
ORTHO-OBLIQUE	B+50/255, B-50/255, C+50/127, C-50/127, S+50/255, S-50/255, Aca, Rl, Rr, Vf, Hf

Tabela 8. Lista zestawów danych do treningu wraz z liczbą zdjęć do zbudowania modeli.

Oznaczenie zestawu	Liczba zdjęć drzew z zestawu zdjęć pionowych		Liczba zdjęć drzew z zestawu zdjęć ukośnych		Razem
	sosna	świerk	sosna	świerk	
ORTHO	871	871	0	0	**1742**
ORTHO-OBLIQUE	804	804	1799	1801	**5208**

4.1.2.3. Walidacja modelu

W celu oceny wydajności procesu głębokiego uczenia, w zależności od przyjętego podejścia, wykorzystywane są takie metryki jak: dokładność (*ang. accuracy*), precyzja (*ang. precision*), czułość (*ang. recall*), wartość F1 lub inne. Do określenia wymienionych wartości metryk w kontekście oceny jakości procesów

klasyfikacyjnych o charakterze binarnym można stosować tablicę pomyłek (macierz błędów) (*Rysunek 30*).

		Przewidywana wartość	
		klasyfikacja pozytywna	klasyfikacja negatywna
Rzeczywista wartość	klasyfikacja pozytywna	TP True Positives	FN False Negatives
	klasyfikacja negatywna	FP False Positives	TN True Negatives

Rysunek 30. Tablica pomyłek.

Dokładność określa ile obiektów zostało zaklasyfikowanych poprawnie względem całego zbioru (*15*), precyzja jest miarą dokładności z jaką model przewiduje wyniki (*16*), czułość określa jak wiele obiektów danej klasy zostało poprawnie sklasyfikowanych (*17*) (Hicks i in., 2022; Ong i in., 2019). W celu określenia równowagi pomiędzy precyzją a czułością stosuje się metrykę F1 (*18*) (Hicks i in., 2022).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (15)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (16)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (17)$$

$$F1 = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP+FN)} \quad (18)$$

Ocena wydajności modelu klasyfikacji obrazów została przeprowadzona w ramach działania platformy ML.NET na podstawie wytypowanego przez platformę zbioru walidacyjnego. Obliczono dokładność “micro” oraz dokładność “macro”. Dokładność micro stanowi ułamek wystąpień przewidywanych poprawnie we wszystkich klasach. Dokładność macro to średnia dokładność na poziomie klas. Oznacza to, że dokładność ta jest obliczana dla każdej klasy, z kolei dokładność macro jest obliczana jako średnia z tych dokładności. Metryka macro przydziela taką samą wagę dla każdej klasy, niezależnie od liczby wystąpień danej klasy w zbiorze danych (https://learn.microsoft.com).

W niniejszym badaniu przeprowadzono dodatkową, niezależną ocenę ogólnej dokładności modelu na wydzielonym zestawie walidacyjnym. Ogólna dokładność mierzy proporcję poprawnych przewidywań dokonanych przez model spośród

wszystkich przewidywań. Oblicza się ją dzieląc liczbę poprawnych przewidywań przez całkowitą liczbę przewidywań (Hicks i in., 2022).

W celu porównania wyników osiąganych na modelu utworzonym w proponowanej przez platformę ML.NET sieci ResNet-50, zbudowano dwa niezależne modele wykorzystujące architekturę InceptionV3 oraz MobileNetV2. Modele te zostały przeszkolone na zbiorze danych obrazów, które dały najlepsze wyniki klasyfikacji gatunku drzewa i zwalidowane przy użyciu tych samych zestawów danych. InceptionV3 jest głęboką architektura konwolucyjnej sieci neuronowej, która została opracowana przez Google. Główną cechą InceptionV3 jest zastosowanie modułów "Inception", które pozwalają na efektywną ekstrakcję cech z obrazów przy jednoczesnym kontrolowaniu złożoności modelu (Szegedy i in., 2016). InceptionV3 stanowi wydajną architekturę do zadań związanych z przetwarzaniem obrazów, takich jak klasyfikacja obiektów, detekcja obiektów lub segmentacja semantyczna (Rahman i in., 2020; Xia i in., 2017). MobileNetV2 jest architekturą sieci neuronowej, która została opracowana z myślą o efektywnym przetwarzaniu obrazów na urządzeniach mobilnych (Sandler i in., 2018). Głównym celem architektury jest osiągnięcie wysokiej jakości klasyfikacji obrazów przy minimalnym zużyciu zasobów obliczeniowych i pamięci. MobileNetV2 jest często stosowane do zadań związanych z rozpoznawaniem obiektów, klasyfikacją obrazów oraz detekcją twarzy (Gulzar, 2023, Karadal i in., 2021; Li i Liu, 2021).

4.1.3. Wyniki i wnioski

W badaniu wykorzystano algorytmy głębokiego uczenia do utworzenia modeli klasyfikujących dwa gatunki drzew – sosnę oraz świerk. Modele zostały zbudowane w oparciu o zobrazowania pionowe (ORTHO) oraz połączone zobrazowania pionowe i ukośne (ORTHO-OBLIQUE). Proces trenowania został przeprowadzony przy użyciu platformy ML.NET oraz narzędzia Model Builder. Czas trenowania modelu wahał się od 44 minut dla zestawu danych ORTHO do 124 minut dla zestawu danych ORTHO-OBLIQUE. Do zbudowania modelu wykorzystano sieć ResNet-50. Po przeprowadzeniu trenowania, dla każdego z utworzonych modeli platforma ML.NET obliczyła wskaźniki dokładności – dokładność micro oraz macro. Parametry trenowania zostały przedstawione w *Tabeli 9*.

Tabela 9. Parametry i szczegóły trenowania modelu na poszczególnych zestawach danych.

Oznaczenie zestawu / modelu	Trenowanie			
	Liczba zdjęć	Czas trenowania	Dokładność micro	Dokładność macro
ORTHO	1742	44 min	0,9722	0,9720
ORTHO-OBLIQUE	5208	124 min	0,9878	0,9879

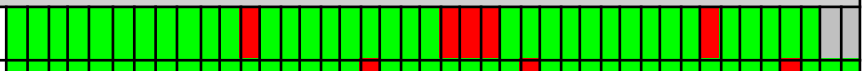
Należy podkreślić, że utworzone w tym badaniu modele zostały zbudowane przy użyciu domyślnych parametrów dostarczonych przez platformę Microsoft ML.NET. Wybór domyślnych parametrów miał na celu weryfikację, czy bez dogłębnej wiedzy programistycznej oraz wiedzy z zakresu głębokiego uczenia i uczenia maszynowego, domyślne parametry platformy dostarczają zadowalających wyników klasyfikacji. Warto wskazać, że dostosowanie parametrów procesu uczenia może dodatkowo poprawić wydajność i skuteczność modeli.

Po zbudowaniu modeli dla zestawów danych przeprowadzono proces walidacji klasyfikacji gatunków wykorzystując zbiór walidacyjny. Wyniki walidacji wraz z uzyskanymi dokładnościami przedstawia *Tabela 10*. Mapa klasyfikacji zbioru walidacyjnego została przedstawiona w *Tabeli 11*.

Tabela 10. Wyniki oceny modeli na zbiorze walidacyjnym.

Oznaczenie modelu	Walidacja		
	Dokładność klasyfikacji sosny	Dokładność klasyfikacji świerku	Ogólna dokładność
ORTHO	87,5%	92,9%	90,2%
ORTHO-OBLIQUE	92,5%	95,2%	**93,9%**

Tabela 11. Mapa klasyfikacji zbioru walidacyjnego (prostokąt – oznaczenie obraz zbioru walidacji, kolor zielony – poprawna klasyfikacja, czerwony – błędna klasyfikacja).

Oznaczenie modelu	Zbiór walidacyjny	
ORTHO	**sosna**	
	świerk	
ORTHO-OBLIQUE	**sosna**	



Wyniki walidacji wskazują, że zestaw danych ORTHO-OBLIQUE osiągnął lepsze wyniki, uzyskując ogólną dokładność na poziomie 93,9%. Zestaw danych składał się z 5208 obrazów, obejmujących zarówno zobrazowania pionowe jak i ukośne i wymagał 124 minut treningu. Dokładność klasyfikacji sosny wyniosła 92,5%, a świerka 95,2%. Dokładność micro modelu wyniosła 0,9878, dokładność macro 0,9879, co wskazuje na ogólną wysoką zdolność klasyfikacyjną modelu. Model ORTHO, który wykorzystywał wyłącznie zobrazowania pionowe wygenerował ogólną dokładność na poziomie 90,2%. Na podstawie uzyskanych wyników stwierdzono, że model ORTHO-OBLIQUE osiągnął lepsze dokładności dzięki uwzględnieniu obrazów z różnych perspektyw w zbiorze treningowym. To z kolei umożliwiło głębokiej sieci ekstrakcję unikalnych cechy obiektów, które wpływały na efektywność klasyfikacyjną.

Dla zestawu danych generującego wyższe dokładności klasyfikacji – ORTHO-OBLIQUE, utworzono dwa dodatkowe modele z wykorzystaniem architektury InceptionV3 oraz MobileNetV2 w celu weryfikacji wydajności domyślnej sieci ML.NET do klasyfikacji obrazów – ResNet-50. Modele zostały wytrenowane w aplikacji konsolowej napisanej w języku C#. Uzyskane wyniki dla zbioru zdjęć ORTHO-OBLIQUE prezentuje *Tabela 12*.

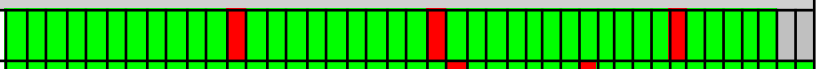
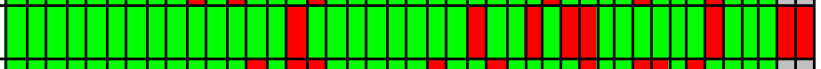
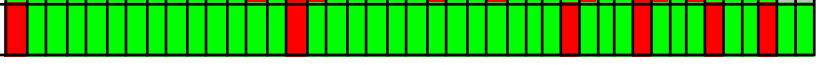
Tabela 12. Wyniki klasyfikacji dla użytych modeli sieci.

Model sieci	**Trenowanie**		**Walidacja**		
	Dokładność micro	**Dokładność macro**	**Dokładność klasyfikacji sosny**	**Dokładność klasyfikacji świerku**	**Ogólna dokładność**
ResNet-50	0,9878	0,9879	92,5%	95,2%	**93,9%**
InceptionV3	0,9775	0,9775	85,0%	80,9%	82,9%
MobileNetV2	0,9831	0,9831	77,5%	85,7%	81,7%

Wydajność modelu InceptionV3 została oceniona poprzez obliczenie zarówno dokładności micro, jak macro, osiągając odpowiednio 0,9775 dla obu miar. Model MobileNetV2 osiągnął micro i macro dokładność na tym samym poziomie wynoszącym 0,9831. Weryfikacja dokładności na zbiorze walidacyjnym wykazała, że InceptionV3 osiągnął dokładność klasyfikacji sosny na poziomie 85%, a świerka 80,9%, co przekłada się na ogólną dokładność klasyfikacji na poziomie 82,9%. Model

MobileNetV2 osiągnął ogólną dokładność na poziomie 81,7%, z dokładnością klasyfikacji sosny na poziomie 77,5% i świerku – 85,7%. Spośród analizowanych modeli, model ResNet-50 wykazał najlepszą wydajność, zarówno pod względem ogólnej dokładności (93,9%), jak i klasyfikacji poszczególnych gatunków (92,5% dokładności klasyfikacji sosny; 95,2% dokładności klasyfikacji świerku). Mapa klasyfikacji zbioru walidacyjnego została przedstawiona w *Tabeli 13*.

Tabela 13. Mapa klasyfikacji zbioru walidacyjnego (prostokąt – oznaczenie obrazu zbioru walidacji, kolor zielony – poprawna klasyfikacja, czerwony – błędna klasyfikacja).

Model sieci		Zbiór walidacyjny
ResNet-50	sosna	
	świerk	
InceptionV3	sosna	
	świerk	
MobileNetV2	sosna	
	świerk	

W kontekście dotychczas przeprowadzonych badań nad klasyfikacją dwóch gatunków drzew z wykorzystaniem metod głębokiego uczenia na wyłącznie wysokorozdzielczych zobrazowaniach RGB istnieje ograniczona liczba prac. Kattenborn i in. (2019) wykorzystując podejście oparte na sieciach neuronowych (U-net) do klasyfikacji dwóch gatunków na wysokorozdzielczych obrazach RGB z UAV, uzyskali ogólną dokładność klasyfikacji przekraczającą 84%. W badaniach naukowych poświęconych klasyfikacji większej liczby gatunków drzew, Natesan i in. (2020) osiągnęli dokładność klasyfikacji na poziomie 80% rozróżniając dwa gatunki sosny oraz gatunek inny niż sosna, korzystając z sieci ResNet. Kuzmin i in. (2016) uzyskali ogólną dokładność klasyfikacji wynoszącą 81,9% dla trzech gatunków drzew: brzozy, sosny i świerku wykorzystując zobrazowania RGB z akwizycji lotniczej na niskim pułapie. Egli i Höpke (2020) zaprojektowali lekką obliczeniowo sieć neuronową konwolucyjną do klasyfikacji czterech gatunków drzew, osiągając średnie dokładności klasyfikacji na poziomie 92%. Onishi i Ise (2018) uzyskali dokładność do 89% klasyfikując siedem typów drzew przy użyciu wysokorozdzielczych zdjęć z platformy UAV. Przy klasyfikacji dziewięciu gatunków drzew Schiefer i in. (2020) uzyskał w badaniu 83,2% dokładności klasyfikacji

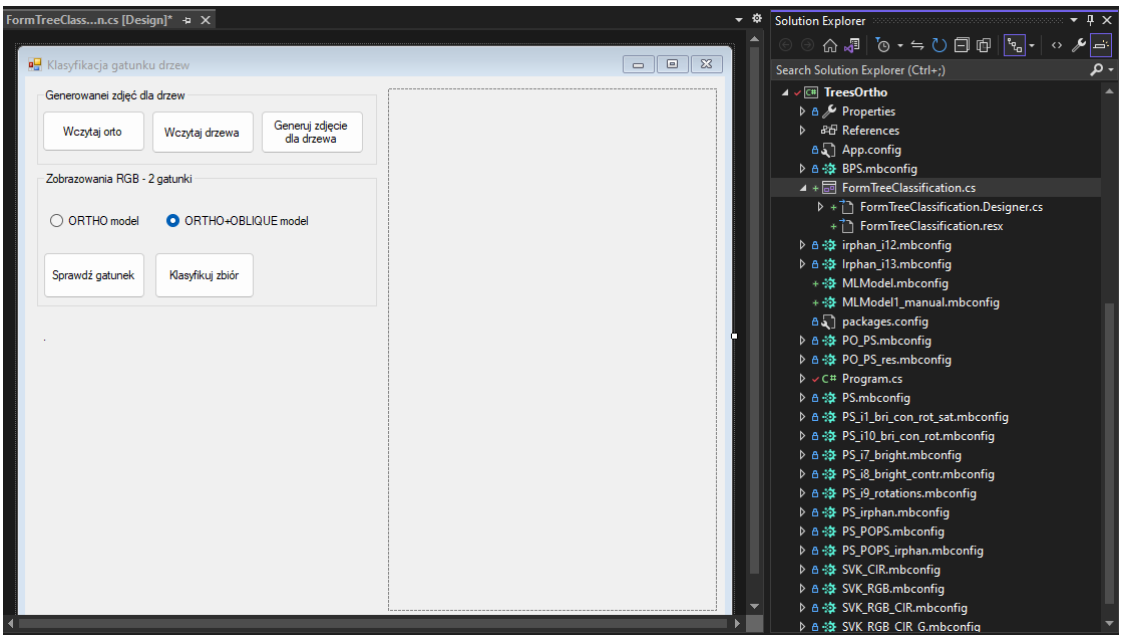
przy zastosowaniu sieci U-Net, podczas gdy Zhang i in. (2021) osiągnęli ogólną dokładność wynoszącą 92,6% przy użyciu modelu ResNet-50. Wszystkie te badania podkreślają potencjał metod głębokiego uczenia w klasyfikacji gatunków drzew przy użyciu zobrazowań RGB o wysokiej rozdzielczości. Jednocześnie, wyniki niniejszego badania wskazują skuteczność platformy ML.NET w tworzeniu modeli głębokiego uczenia do klasyfikacji obrazów. Osiągnięte wyniki uzyskano przy użyciu domyślnych parametrów trenowania w ML.NET, co ograniczyło wysiłek włożony w proces opracowania wydajnego modelu. Niniejsze badanie wykazuje praktyczną wartość ML.NET jako darmowego narzędzia do zadań związanych z klasyfikacją obrazów, które jest dostępne dla osób z ograniczonym doświadczeniem w dziedzinie programowania, uczenia maszynowego i głębokiego uczenia. W docelowym eksperymencie skupiającym się na klasyfikacji trzech gatunków drzew (**Rozdział 4.2. Eksperyment II – zobrazowania RGB i CIR**), do zbudowania modelu klasyfikującego zostanie wykorzystana zweryfikowana w niniejszym badaniu architektura głębokiej sieci ResNet-50, proponowana przez platformę ML.NET.

4.1.4. Implementacja rozwiązania

Przedstawione w niniejszym badaniu metody realizujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 2 na podstawie zobrazowań RGB zostały zaimplementowane przez doktorantkę w środowisku .NET. Implementacja została opracowana w projekcie Visual Studio, w języku C#.

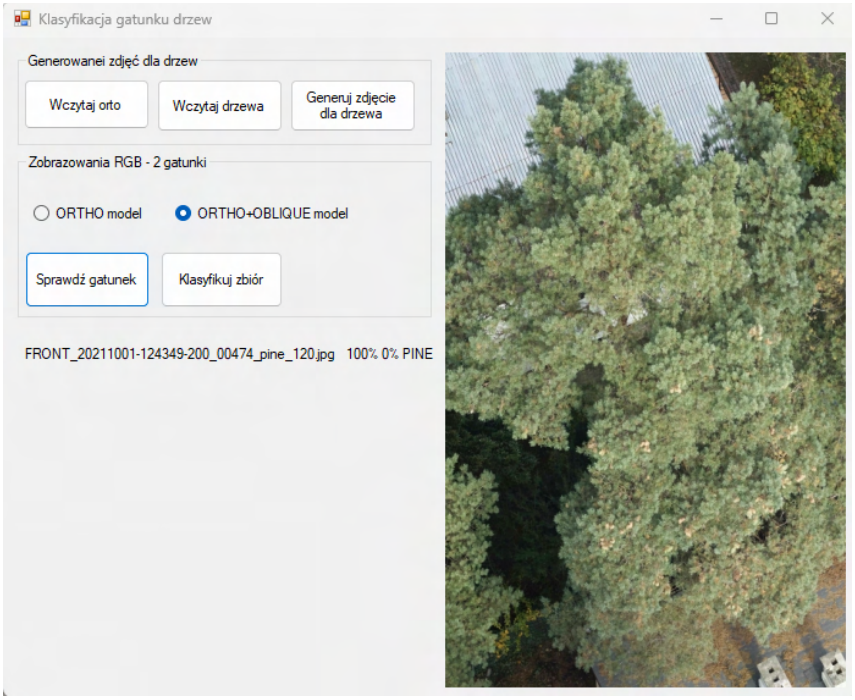
Zaprojektowano okno **FormTreeClassification.cs** realizujące zadanie (*Rysunek 31*). FormTreeClassification.cs zawiera metody do:

- generowania zdjęć dla pozycji drzew w dwóch wariantach:
  - wycinanie fragmentu zdjęcia bliskiego pozycji drzewa,
  - wycinanie fragmentu zdjęcia w zakresie bounding box w przypadku wczytania zobrazowań z plikami posiadającymi adnotacje (przycinanie odbywa się na podstawie plików XML utworzonych w LabelImg w formacie PascalVOC),
- klasyfikacji gatunku drzewa w oparciu o wybrany przez użytkownika model dla wskazanego zdjęcia lub wskazanego folderu ze zdjęciami,
- wizualizacji wybranego, pojedynczego zdjęcia wraz z wynikami klasyfikacji.

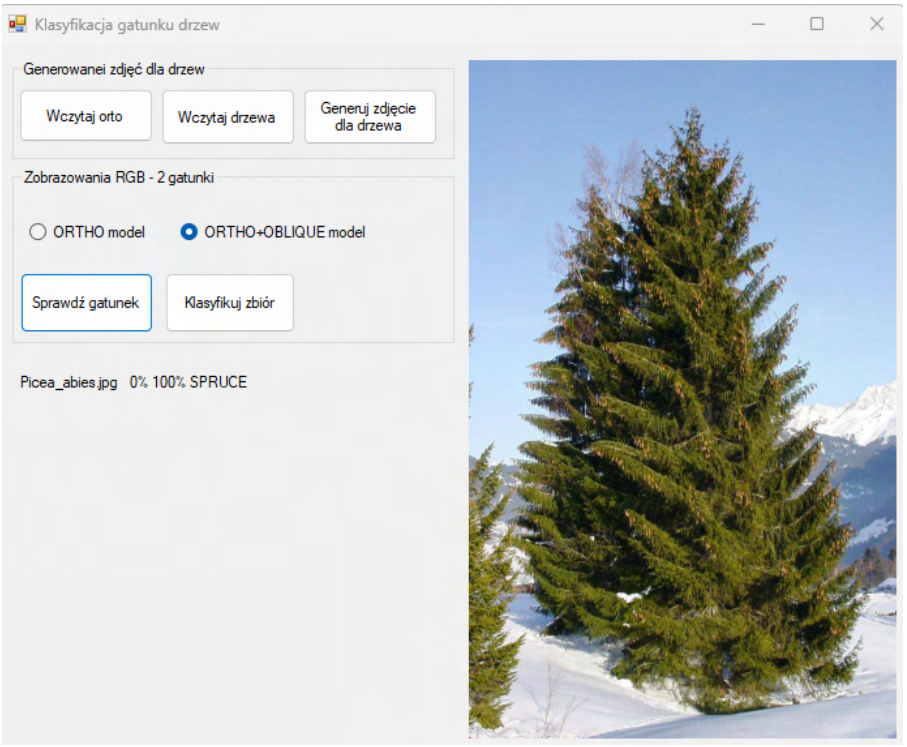


Rysunek 31. Okno FormTreeClassification.cs w środowisku Visual Studio, implementujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 2 (Eksperyment I).

Rysunek 32 i *Rysunek 33* przedstawiają widok zaimplementowanego okna z poziomu użytkownika aplikacji. *Rysunek 32* prezentuje test klasyfikacji gatunku z wykorzystaniem modelu ORTHO+OBLIQUE i zdjęcia drzewa pozyskanego systemem Vimap, a *Rysunek 33* zdjęcie drzewa dostępne w Internecie. W obu przypadkach został wskazany przez model poprawny gatunek drzewa.



Rysunek 32. Widok okna z zaimplementowanym narzędziem klasyfikacji gatunku – test narzędzia przeprowadzony na zdjęciu pozyskanym systemem Vimap.



Rysunek 33.Widok okna z zaimplementowanym narzędziem klasyfikacji gatunku – test narzędzia przeprowadzony na zdjęciu dostępnym w Internecie (źródło: Spruce. (2023, August 27). In Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Spruce).

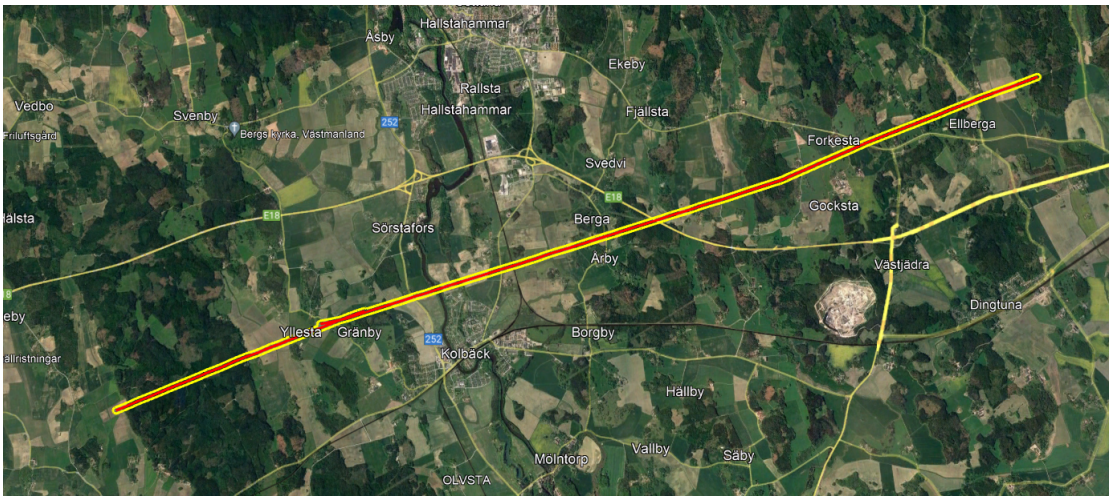
4.2. Eksperyment II – zobrazowania RGB i CIR

Drugi eksperyment badawczy skupiał się na zweryfikowaniu, czy możliwa jest identyfikacja trzech gatunków drzew – brzozy, sosny i świerku oraz typu drzewa – drzewo liściaste, drzewo iglaste, z dokładnością większą niż 85% na podstawie zobrazowań RGB i zobrazowań spektrostrefowych CIR, przy wykorzystaniu metod z Eksperymentu I i materiałów pozyskanych od firmy Vimap sp. z o.o. Eksperyment II zakładał realizację zadań na danych z kraju, gdzie występuje największe zainteresowanie pozyskaniem z danych z nalotów teledetekcyjnych informacji o gatunku i typie drzewa – Szwecji. Dominującymi gatunkami drzew na terenach Szwecji są świerk, sosna i brzoza.

W ramach eksperymentu wykorzystano pozyskane zdjęcia pionowe RGB i CIR oraz zdjęcia ukośne RGB. Opis wykorzystanych danych Vimap sp. z o.o. znajduje się w **Rozdziale 4.2.1. Materiały**. Do zbudowania modelu klasyfikującego wykorzystano platformę ML.NET oraz architekturę sieci ResNet-50, które zostały opisane w rozdziałach dotyczących Eksperymentu I – **Rozdział 4.1.1.3 Platforma ML.NET** oraz **Rozdział 4.1.1.4. ResNet-50**.

4.2.1. Materiały

W ramach pozyskania danych do przeprowadzenia badania wykonano naloty testowe nad linią najwyższych napięć na terenie Szwecji, w okolicy miejscowości Västerås. Akwizycja dotyczyła ok. 15 km pasa technologicznego linii elektroenergetycznej, obejmującego tereny porośnięte przez dominujące w Szwecji gatunki – świerk, sosnę i brzozę. Lokalizacja nalotu testowego została dostosowana do harmonogramu lotów testowych prowadzonych przez rozpoczęciem przez firmę Vimap sp. z o.o. produkcyjnej kampanii nalotów na terenie Szwecji w 2023 r. Naloty nad wytypowanym obszarem zostały zrealizowane w lipcu 2023 r. Zasięg przestrzenny danych Eksperymentu II przedstawia *Rysunek 34*.

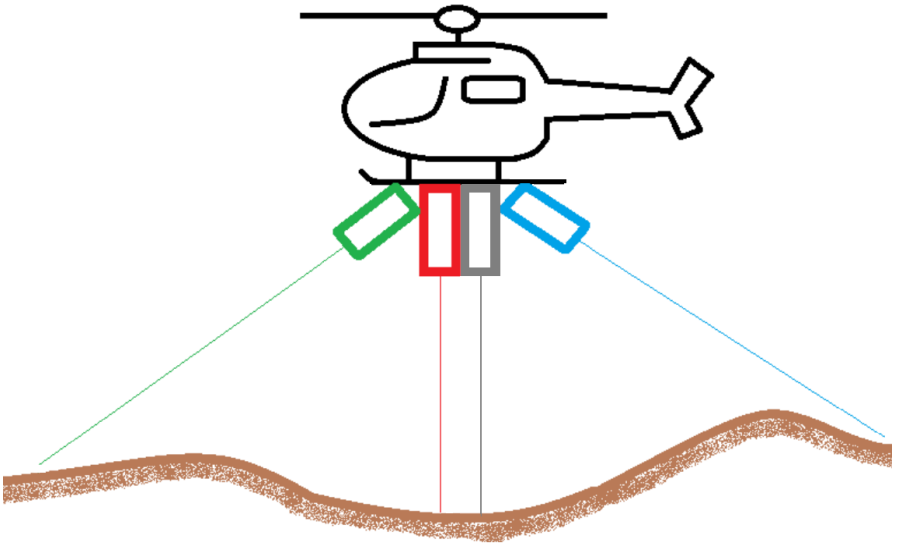


Rysunek 34. Obszar akwizycji danych systemem Vimap w ramach Eksperymentu II – widok na podkładzie Google Maps (źródło: opracowanie własne).

System Vimap zaopatrzony był w cztery wysokorozdzielcze kamery PhaseOne:

- kamera zamontowana w przód (FRONT), i kamera zamontowana wstecz (REAR) pod kątem ok. 45º, aby pozyskać zdjęcia ukośne,
- dwie kamery zamontowane prostopadle do kierunku przelotu (MAP, NIR), aby uzyskać zdjęcia pionowe RGB i NIR.

Rysunek 35 przedstawia schemat montażu kamer na systemie.



Rysunek 35. Schemat konfiguracji kamer cyfrowych na systemie Kolor zielony – montaż kamery FRONT, kolor czerwony – montaż kamery MAP, kolor szary – montaż kamery NIR, kolor niebieski – montaż kamery REAR (źródło: opracowanie własne).

4.2.1.1. Zdjęcia pionowe RGB

W trakcie akwizycji pozyskano zdjęcia pionowe terenu wykorzystując kamerę PhaseOne iXM 100 CL. Kamera została zamontowana prostopadle do kierunku przelotu (oznaczenie kamery: MAP). Rozdzielczość terenowa zdjęć wynosiła 1,5 cm, rozmiar zdjęcia – 11664 x 8750 pikseli. Zdjęcia były dedykowane ich wykorzystaniu w procesie trenowania i walidacji modelu głębokiego uczenia do klasyfikacji gatunków i typów drzew.

W związku z dużą rozdzielczością zdjęcia i ograniczeniami oprogramowania (LabelImg), w którym miało zostać przeprowadzone etykietowanie gatunków drzew, rozmiar zdjęć został zredukowany do rozdzielczości terenowej 5 cm. Zmiana rozmiaru nie wpłynęła na zmianę charakterystycznych cech analizowanych gatunków drzew. *Rysunek 36* przedstawia fragment zdjęcia pionowego wykorzystywanego w kolejnych etapach badania.

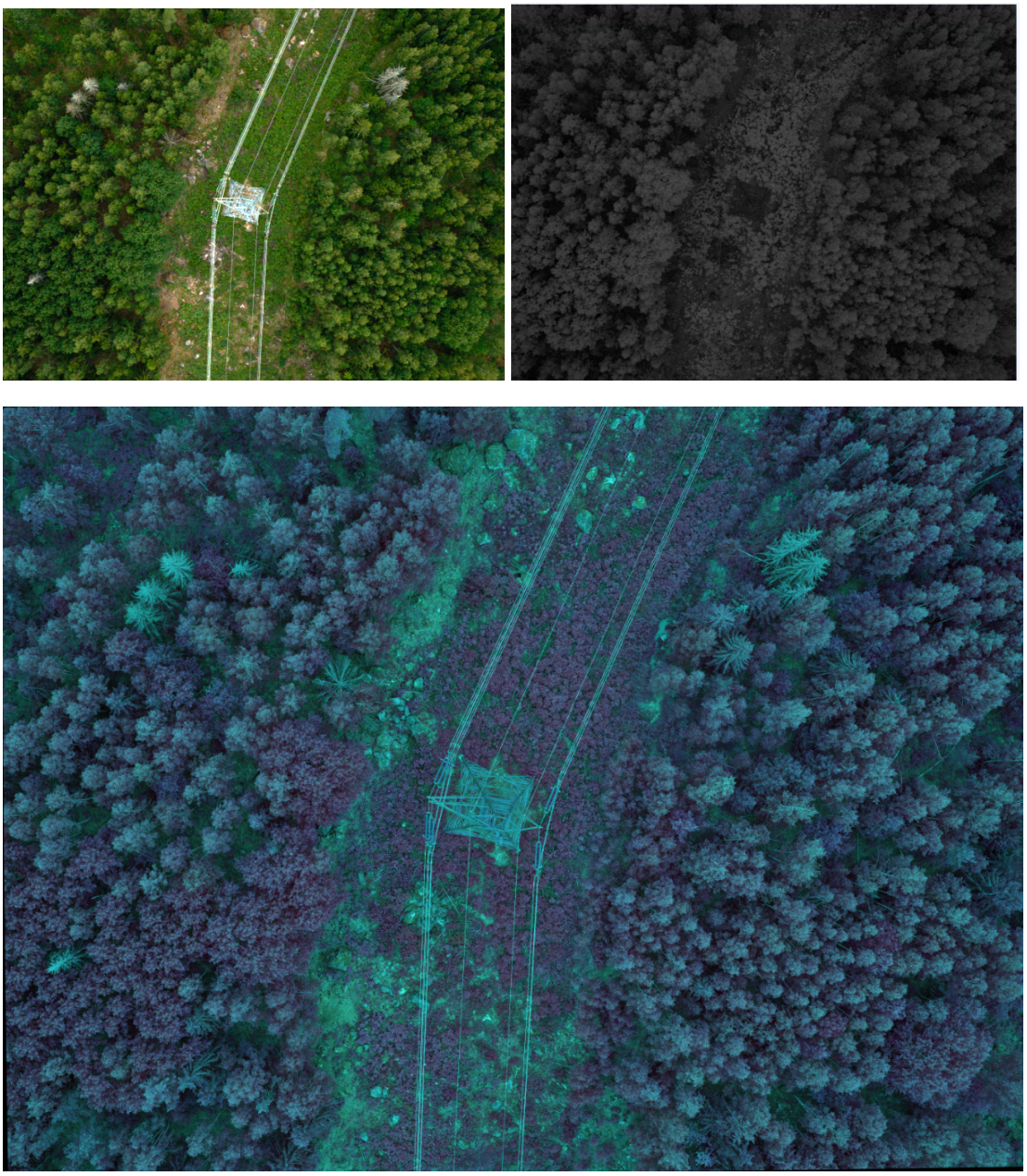


Rysunek 36. Fragment zdjęcia pionowego RGB badanego obszaru.

4.2.1.2. Zdjęcia pionowe CIR

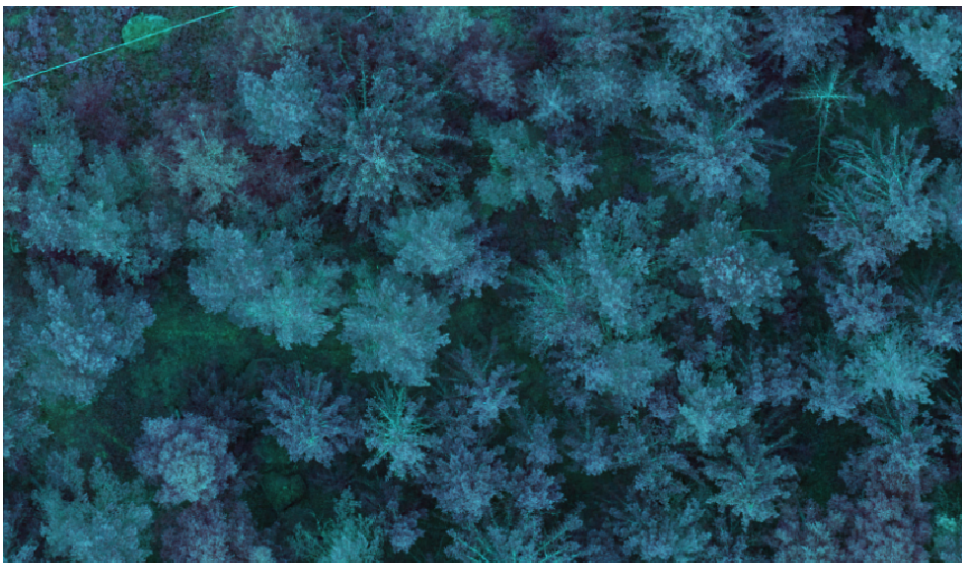
W trakcie akwizycji pozyskano zdjęcia pionowe terenu wykorzystując kamerę PhaseOne iXM 100 Achromatic. Kamera była zamontowana prostopadle do kierunku przelotu (oznaczenie kamery: NIR). Rozdzielczość terenowa zdjęć wynosiła 1.5 cm, rozmiar zdjęcia – 11664 x 8750 pikseli. Do przeprowadzenia badania przetworzono zdjęcia RGB i NIR w oprogramowaniu firmy PhaseOne – CaptureOne i wygenerowano zdjęcia pionowe CIR. Kompozycja w pseudobarwach CIR powstaje poprzez przypisanie jako kolor Red zakres widma bliskiej podczerwieni zobrazowania NIR, kolor Green – zakres czerwony zobrazowania RGB, a kolor Blue – zakres zielony zobrazowania RGB. *Rysunek 37* przedstawia zdjęcia pionowe wykonane przez kamerę RGB, NIR oraz zdjęcie spektrostrefowe CIR uzyskane w wyniku połączenia obu zestawów danych. Zdjęcia CIR były dedykowane

ich wykorzystaniu w procesie trenowania modelu głębokiego uczenia do klasyfikacji gatunków i typów drzew.



Rysunek 37. Zobrazowania pionowe RGB (górny rząd, po lewej stronie), NIR (górny rząd, po prawej stronie), CIR (dolny rząd).

W związku z dużą rozdzielczością zdjęcia i ograniczeniami oprogramowania, w którym miało zostać przeprowadzone etykietowanie gatunków drzew (LabelImg), rozmiar zdjęć został zredukowany do rozdzielczości terenowej 5 cm. Zmiana rozmiaru nie wpłynęła na zmianę charakterystycznych cech analizowanych gatunków drzew. *Rysunek 38* przedstawia fragment zdjęcia pionowego CIR wykorzystywanego w kolejnych etapach badania.



Rysunek 38. Fragment zdjęcia pionowego CIR badanego obszaru.

4.2.1.3. Zdjęcia ukośne

W trakcie kampanii pozyskano zdjęcia ukośne obrazujące teren znajdujący się przed i za helikopterem wykonującym nalot teledetekcyjny. Do rejestracji obrazów wykorzystano dwie kamery PhaseOne iXM 100 CL (oznaczenie kamer FRONT i REAR). Rozdzielczość terenowa zdjęć wynosiła 1,5 cm, rozmiar zdjęcia – 11664 x 8750 pikseli. Zdjęcia miały stanowić materiał pomocniczy do przeprowadzenia adnotacji zdjęć na zdjęciach pionowych. *Rysunek 39* przedstawia zdjęcia tego samego obszaru pozyskane kamerą FRONT i REAR. Szczegółowość zdjęć przedstawiono na *Rysunku 40*.



Rysunek 39. Zdjęcia ukośne tego samego obszaru. Po lewej stronie – zdjęcie z kamery FRONT, po prawej stronie – zdjęcie z kamery REAR.



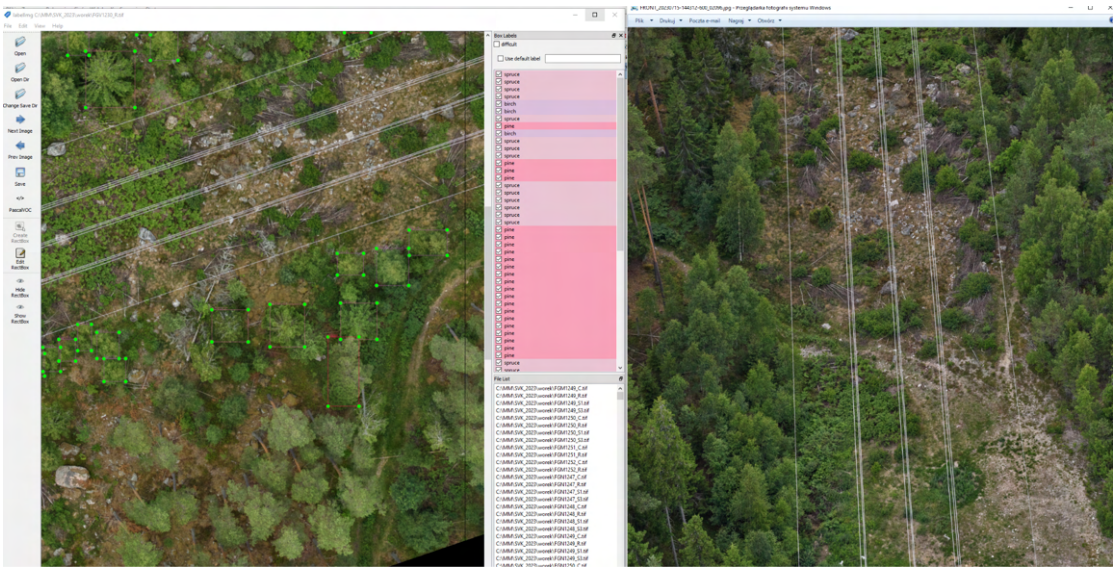
Rysunek 40. Fragment wysokorozdzielczego zdjęcia ukośnego pozyskanego kamerą FRONT.

4.2.2. Metody

Badanie zakładało wykorzystanie tych samych metod, które zostały użyte w Eksperymencie I. Szczegółowy opis metod znajduje się w **Rozdziale 4.1.2 Metody**. W niniejszym rozdziale przedstawiono kwestie odnoszące się do zadań realizowanych w Eksperymencie II.

4.2.2.1. Adnotacja danych

W badaniu przygotowano dwa zestawy danych z adnotacjami – jeden dla zdjęć pionowych RGB, drugi dla zdjęć pionowych CIR. Bazowe adnotacje zostały utworzone na materiale zdjęć pionowych RGB. Na ich podstawie wygenerowano metadane odpowiadające temu samemu zestawowi danych zdjęć CIR. W celu weryfikacji poprawności identyfikacji gatunków drzew na zdjęciach, użyto materiałów ze zdjęciami ukośnymi RGB. *Rysunek 41* przedstawia układ okien podczas prowadzenia procesu adnotacji, a *Rysunek 42* prezentuje identyfikację tych samych drzew na zdjęciach z różnych perspektyw.



Rysunek 41. Układ okien przy przeprowadzaniu adnotacji danych. Po lewej stronie – okno oprogramowania LabelImg, po prawej stronie – zdjęcie ukośne z widokiem analizowanego obszaru.



Rysunek 42. Identyfikacja tożsamych drzew na zdjęciach pionowych (po lewej stronie) i ukośnych (po prawej stronie). Kolorowymi obwiedniami oznaczono te same drzewa.

Na podstawie zdjęć z adnotacjami utworzono dwa zestawy danych do zbudowania modeli klasyfikujących gatunki i typy drzew. Zestawy zostały utworzone odpowiednio dla zobrazowań RGB oraz dla zobrazowań CIR. Jednocześnie zdecydowano, że:

- w badaniu zostaną zbudowane dwa modele do klasyfikacji gatunków i typów drzew – jeden model utworzony w oparciu o zobrazowania RGB, drugi model utworzony w oparciu o zobrazowania RGB i CIR,

- docelowa klasyfikacja gatunków drzew będzie przeprowadzana na zobrazowaniach pionowych RGB, w związku z czym z zestawu RGB wyodrębniono zbiór do walidacji modelu (niezależna walidacja odbiegająca od walidacji realizowanej przez platformę ML.NET).

Stworzenie dwóch zestawów danych: RGB i RGB-CIR było podyktowane wynikami uzyskanymi w dotychczas prowadzonych badaniach naukowych. Franklin (2018) wykazał, że ogólna dokładność klasyfikacji gatunków wzrasta przy wykorzystaniu zestawów NIR i RGB jednocześnie, w porównaniu z wynikami uzyskanymi z oddzielnych zestawów danych. Z kolei w badaniu Grybas i Congalton (2021) wykazano, że w przypadku klasyfikacji gatunków drzew z użyciem oddzielnych zbiorów RGB oraz CIR nie zaobserwowano istotnych różnic w wynikach klasyfikacji. Zauważalne poprawienie wydajności klasyfikacji pojawiło się dopiero w przypadku wykorzystania zobrazowań pozyskanych w różnych odstępach czasu dla zbioru RGB (Lisein i in, 2015; Michez i in, 2016; Grybas i Congalton, 2021). Niska wydajność obrazów CIR w klasyfikacji gatunkach w badaniach Nijand i in. (2016), Lisein i in. (2015) i Michez i in. (2016) wynikała z nadmiernego odbioru promieniowania bliskiej podczerwieni przez trzy pasma po modyfikacji kamer. W związku z powyższym postanowiono, że w niniejszym badaniu obrazy CIR będą stanowić uzupełnienie zbioru RGB w procesie klasyfikacji.

Zestawienie liczebne danych z przeprowadzonej adnotacji przedstawia *Tabela 14*. Rozmiar zbioru do walidacji został wytypowany jako 20% całego zbioru danych RGB. Zestaw ten nie będzie poddany procesowi augmentacji, a będzie służyć jako niezależny zbiór do przeprowadzenia oceny i weryfikacji skuteczności modelu klasyfikującego. Dzięki takiej separacji możliwe będzie dokładniejsze oszacowanie efektywności modelu klasyfikacyjnego oraz ocenienie jego zdolności na niezależnych danych.

Tabela 14. Wykaz liczby adnotacji przeznaczone do augmentacji i walidacji w podziale na zestawy zobrazowań.

	Zestaw RGB		**Zestaw CIR**	
	augmentacja	**walidacja**	**augmentacja**	**walidacja**
brzoza	448	112	453	0
sosna	448	112	455	0
świerk	448	112	454	0

4.2.2.2. Przetwarzanie i augmentacja danych

W ramach przetwarzania danych przeprowadzono przycięcie zdjęć ze zbiorów do trenowania do obszarów bounding box dla każdej adnotacji oraz przeprowadzono augmentację danych. Procedura została zrealizowana w ten sam sposób co w przypadku Eksperymentu I (**Rozdział 4.1.2.2. Przetwarzanie i augmentacja danych**). Augmentacja dotyczyła zarówno zestawu RGB, jak i zestawu CIR. W przypadku zestawu CIR wykluczono technikę automatycznego dopasowania kolorów (*Aca*). W wyniku zwiększania zbioru zdjęć to trenowania uzyskano łącznie 17472 zdjęcia dla zestawu RGB oraz 14982 zdjęcia dla zestawu CIR. *Tabela 15* przedstawia zestawienie liczebne zdjęć przypadających na gatunek i zestaw danych.

Tabela 15. Lista zestawów danych do treningu wraz z liczbą zdjęć do zbudowania modeli.

Oznaczenie zestawu	**Liczba zdjęć drzew do trenowania modelu**			**Razem**
	brzoza	**sosna**	**świerk**	
RGB	5824	5824	5824	**17472**
CIR	4983	5005	4994	**14982**

4.2.2.3. Walidacja modelu

Ocena wydajności modelu klasyfikacji obrazów została przeprowadzona w ramach działania platformy ML.NET na podstawie zbioru walidacyjnego wytypowanego przez platformę (szczegóły zostały opisane w **Rozdziale 4.1.1.3. Platforma ML.NET**). Obliczono dokładność micro oraz macro. W badaniu przeprowadzono dodatkową, niezależną ocenę ogólnej dokładności modelu na wydzielonym zestawie walidacyjnym. Szczegółowy opis wykorzystywanych metryk walidacyjnych znajduje się w **Rozdziale 4.1.2.3. Walidacja modelu**.

W związku z porównaniem efektywności architektur sieci neuronowych w zakresie klasyfikacji obrazów (ResNet-50 vs InceptionV3 vs MobileNetV2) w Eksperymencie I, w niniejszym badaniu nie przeprowadzano dodatkowej weryfikacji.

4.2.3. Wyniki i wnioski

W niniejszym badaniu przeprowadzono klasyfikację trzech gatunków drzew – brzozy, sosny i świerku oraz typu drzewa – drzewo liściaste, drzewo iglaste

na podstawie zobrazowań z systemu Vimap z wykorzystaniem sieci głębokiego uczenia. Modele klasyfikujące utworzono w oparciu o dwa zbiory danych: zbiór zobrazowań pionowych RGB poszczególnych gatunków (zestaw RGB) oraz zbiór zobrazowań RGB i CIR (zestaw RGB-CIR). Wykaz liczby zdjęć wykorzystanych do zbudowania modeli klasyfikujących przedstawia *Tabela 16.*

Tabela 16. Lista zestawów danych wykorzystanych do utworzenia modeli klasyfikujących.

Oznaczenie zestawu	**Liczba zdjęć drzew do trenowania modelu**			**Razem**
	brzoza	**sosna**	**świerk**	
RGB	5824	5824	5824	**17472**
RGB-CIR	10807	10829	10818	**32454**

Proces trenowania został przeprowadzony przy użyciu platformy ML.NET (wersja 1.6.0) oraz narzędzia Model Builder. Czas trenowania modelu wahał się od 42 minut dla zestawu danych RGB do 76 minut dla zestawu danych RGB-CIR. Do zbudowania modelu wykorzystano sieć ResNet-50. Po przeprowadzeniu trenowania, dla każdego z utworzonych modeli platformy ML.NET obliczył wskaźniki dokładności – dokładność micro i macro. Parametry trenowania zostały przedstawione w *Tabeli 17*.

Tabela 17. Parametry trenowania modelu na zestawach danych.

Oznaczenie zestawu / modelu	**Trenowanie**			
	Liczba zdjęć	**Czas trenowania**	**Dokładność micro**	**Dokładność macro**
RGB	17472	42 min	0,9516	0,9518
RGB-CIR	32454	76 min	0,9323	0,9324

Po utworzeniu modeli klasyfikujących przeprowadzono proces walidacji klasyfikacji gatunków oraz typów drzew wykorzystując niezależny zbiór walidacyjny. Zbiór walidacyjny uwzględniał po 112 zdjęć gatunków klasyfikowanych drzew. Wyniki walidacji wraz z uzyskanymi dokładnościami klasyfikacji gatunku drzewa przedstawia *Tabela 18*. Wyniki walidacji klasyfikacji typu drzewa przedstawia *Tabela 19*.

Tabela 18.Walidacja klasyfikacji gatunku drzewa.

Oznaczenie modelu	Walidacja			
	Dokładność klasyfikacji brzozy	Dokładność klasyfikacji sosny	Dokładność klasyfikacji świerku	Ogólna dokładność
RGB	89,3%	92,9%	97,3%	93,2%
RGB-CIR	94,6%	93,4%	93,8%	**94,6%**

Tabela 19. Walidacja klasyfikacji typu drzewa.

Oznaczenie modelu	Walidacja		
	Dokładność klasyfikacji drzew liściastych	Dokładność klasyfikacji drzew iglastych	Ogólna dokładność
RGB	89,3%	97,3%	93,3%
RGB-CIR	94,6%	95,5%	**95,1%**

Wyniki walidacji wskazują, że na zestawie danych RGB-CIR uzyskano lepsze wyniki – ogólna dokładność klasyfikacji gatunków drzew na poziomie 94,6%. Zestaw danych składał się z 32454 obrazów i wymagał 76 minut treningu. Dokładność klasyfikacji brzozy wyniosła 94,6%, sosny – 93,4%, a świerka – 93,8%. Dokładność micro wyniosła 0,9323, a dokładność macro 0,9324, co wskazuje na wysoką zdolność klasyfikacyjną modelu. Model RGB wygenerował nieco niższą ogólną dokładność na poziomie 93,2%. Jeśli chodzi o klasyfikację typów drzew, lepszą efektywność wykazał również model zbudowany w oparciu o zdjęcia RGB-CIR, uzyskując dokładność klasyfikacji drzew liściastych na poziomie 94,6%, a klasyfikacji drzew iglastych – 95,5%. Ogólna dokładność klasyfikacji typów drzew wynosiła 95,1%. Model RGB osiągnął niższą dokładność – 93,3%. Uzyskane wyniki wskazują, że model głębokiego uczenia, zbudowany na podstawie zobrazowań RGB i CIR osiąga lepsze wyniki klasyfikacji zarówno gatunku drzewa, jak i typu, niż model zbudowany wyłącznie na zobrazowaniach RGB.

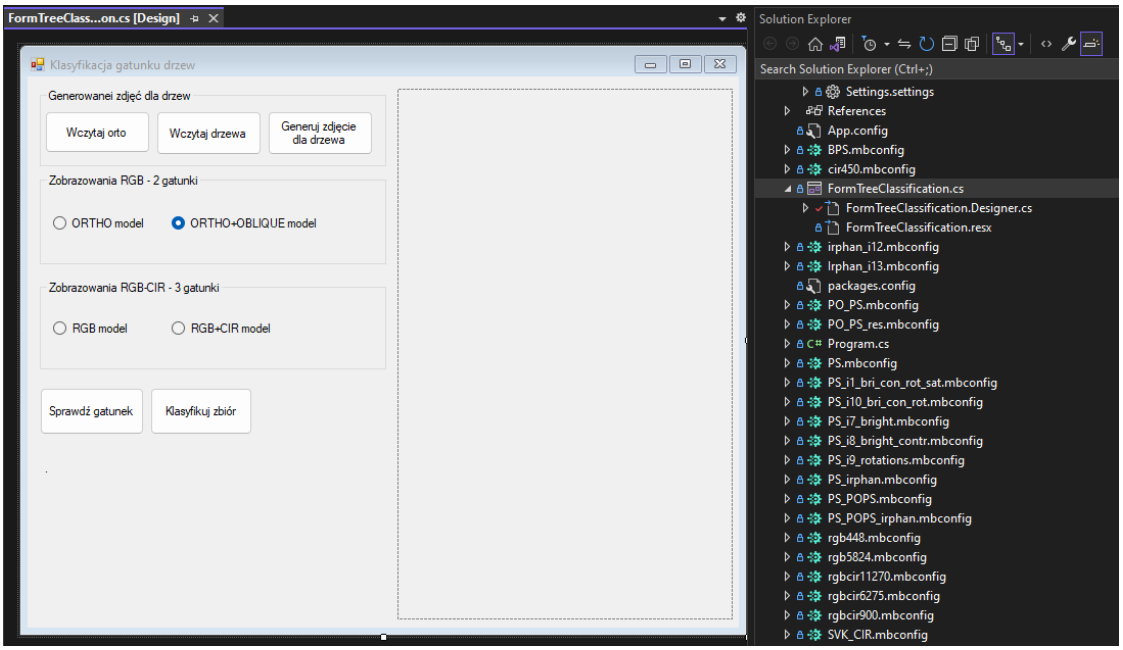
Porównując wyniki otrzymane w niniejszym badaniu z wynikami uzyskanymi w podobnych badaniach naukowych, należy stwierdzić, że na materiale z systemu Vimap osiągnięto satysfakcjonujące i wysokie dokładności. Dotychczas przeprowadzone badania naukowe wykorzystujące wysokorozdzielcze zobrazowania multispektralne oraz RGB do klasyfikacji gatunków iglastych i liściastych wykazały

dokładność klasyfikacji w zakresie od 70 do 90%, co jest porównywalne z wynikami osiąganymi przez wykwalifikowanych fotointerpreterów przy użyciu zobrazowań wielkoskalowych do przeprowadzenia manualnej inwentaryzacji leśnej (Aldred i Hall, 1975). Ahmed i in. (2017), Franklin i Ahmed (2017) i Franklin i in. (2017) na zobrazowaniach RGB i NIR pozyskanych z UAV uzyskali o klasyfikację gatunków drzew iglastych i liściastych na poziomie do 80%. Franklin i in. (2017) osiągnęli ok. 72% dokładności klasyfikacji dla czterech gatunków drzew wykorzystując zobrazowania RGB. Dokładność ta poprawiła się o około 15%, osiągając ogólnie 87%, gdy wykorzystano dane radiometryczne sensora NIR.

4.2.4. Implementacja rozwiązania

Zaprezentowane w niniejszym badaniu metody realizujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 2, oparte na zobrazowaniach RGB-CIR zostały zaimplementowane przez doktorantkę w środowisku .NET w formie aplikacji, która będzie wykorzystywana w firmie Vimap sp. z o.o. Proces implementacji został przeprowadzony w oprogramowaniu Visual Studio, przy użyciu języka C#.

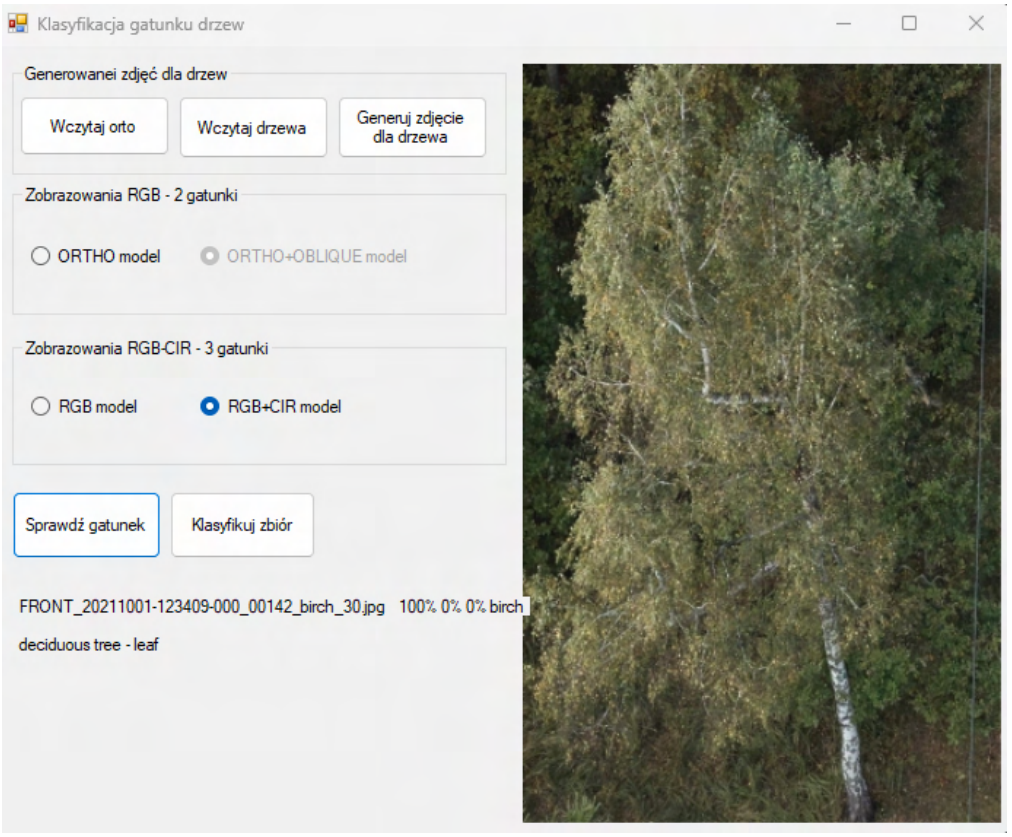
Rozwiązanie zaimplementowano w zaprojektowanym w ramach Eksperymentu I oknie **FormTreeClassification.cs** (*Rysunek 43*).



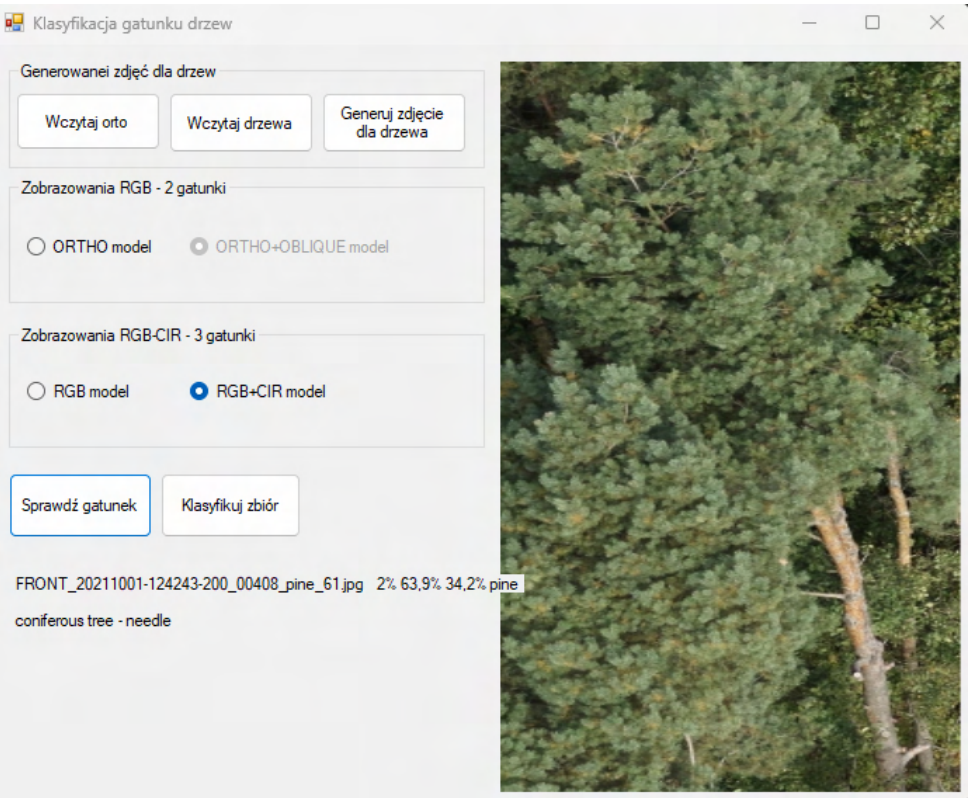
Rysunek 43. Okno FormTreeClassification.cs w środowisku Visual Studio, implementujące rozwiązanie problemu technologicznego nr 2 na zobrazowaniach RGB-CIR.

FormTreeClassification.cs zawiera komponent “groupbox” **Zobrazowanie RGB-CIR - 3 gatunki**, umożliwiający klasyfikację trzech gatunków drzew – świerku, sosny i brzozy w oparciu o model zbudowany w oparciu o zdjęcia RGB (radio button **RGB model**) i modelu zbudowanego w oparciu o zdjęcia RGB i CIR (radio button **RGB+CIR model**).

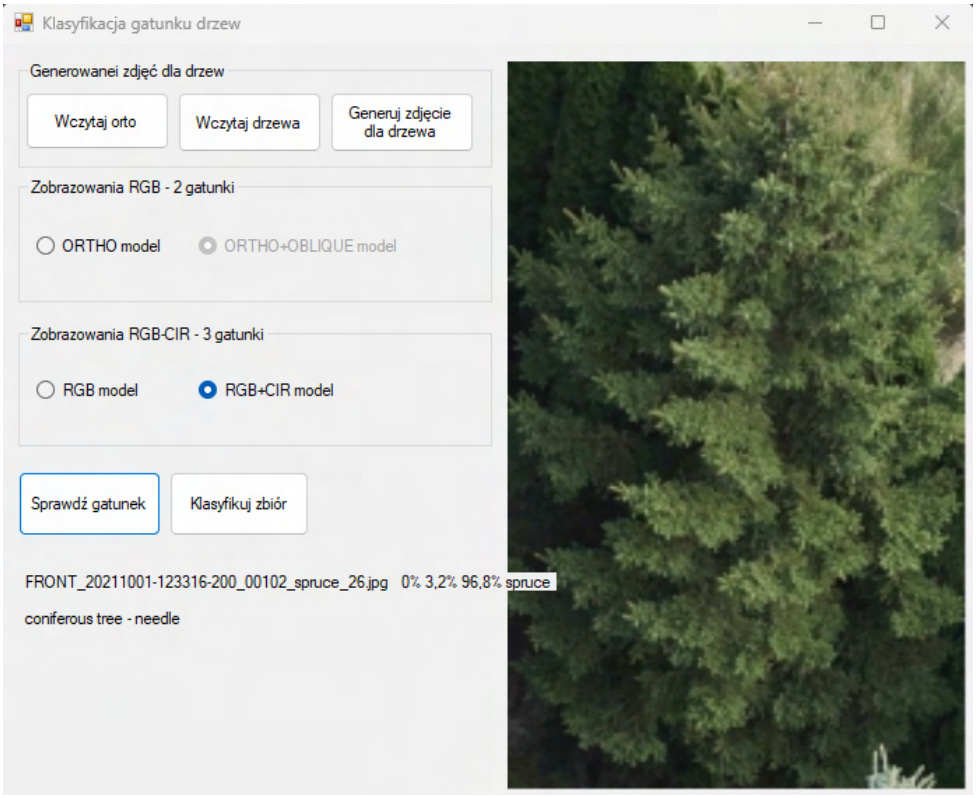
Rysunek 44, 45, 46 przedstawiają widok zaimplementowanego okna z poziomu użytkownika aplikacji. Na rysunkach zaprezentowano test klasyfikacji kolejno brzozy, sosny i świerku z wykorzystaniem modelu RGB+CIR oraz zdjęcia ukośnego pozyskanego w ramach Eksperymentu I. We wszystkich przypadkach model poprawnie wskazał gatunek oraz typ drzewa.



Rysunek 44. Test narzędzia klasyfikacji brzozy dla zdjęcia drzewa pozyskanego systemem Vimap.



Rysunek 45. Test narzędzia klasyfikacji sosny dla zdjęcia drzewa pozyskanego systemem Vimap.



Rysunek 46. Test narzędzia klasyfikacji świerku dla zdjęcia drzewa pozyskanego systemem Vimap.

4.3. Propozycja dalszych usprawnień rozwiązania

Rekomendacja do usprawnienia narzędzi zaproponowanego rozwiązania:

- zapis wyników klasyfikacji do formatu ESRI shape,
- dodanie przycinania zobrazowań do bounding box w formacie YOLO,
- dodanie wczytywania pozycji drzew w formacie ESRI shape – dotychczasowe rozwiązanie obejmuje wczytywanie pozycji drzew w formacie TXT (format pliku zgodny z wynikami Rozwiązania problemu technologicznego nr 1),
- dodanie możliwości wczytania przez użytkownika własnego, wytrenowanego modelu do klasyfikacji obrazów,
- dołączenie modułu do aplikacji firmy Vimap sp. z o.o. obsługującej zdjęcia z lotniczej akwizycji. W przypadku zaimplementowania rozwiązania warto rozważyć zbudowanie funkcji w środowisku aplikacji do:
    - etykietowania i adnotacji na zdjęciach ukośnych i pionowych,
    - trenowania modelu na przygotowanym zbiorze,
- zintegrowanie rozwiązań problemu technologicznego nr 1 i 2.

5. Wnioski

Zrealizowane w ramach niniejszej pracy zadania badawcze umożliwiły zweryfikowanie postawionych hipotez badawczych, osiągnięcie postawionych celów badawczych oraz rozwiązanie problemów technologicznych firmy Vimap sp. z o.o., które były przedmiotem niniejszej pracy.

5.1. Weryfikacja postawionych hipotez badawczych

W toku projektu sformułowano następujące hipotezy badawcze:

- Automatyczne określenie lokalizacji pni drzew pierwszych rzędów pasa technologicznego linii elektroenergetycznej jest możliwe przy wykorzystaniu danych z akwizycji systemem Vimap.
- Automatyczne określenie typu drzewa oraz gatunku z dokładnością lepszą niż 85% jest możliwe przy wykorzystaniu danych z akwizycji systemem Vimap.

Wyniki prowadzonych zadań badawczych potwierdziły hipotezy badawcze. W ramach Rozwiązania problemu technologicznego nr 1 opracowano proces umożliwiający automatyczne określenie lokalizacji pni drzew znajdujących się w pierwszych rzędach pasa technologicznego linii elektroenergetycznej. Rozwiązanie zostało zaimplementowane przez doktorantkę w środowisku aplikacji firmy Vimap sp. z o.o. przy użyciu języka C#. W ramach Rozwiązania problemu technologicznego nr 2 opracowano aplikację, która umożliwia automatyczne określenie gatunku i typu drzewa z dokładnością przekraczającą 85%. Model klasyfikujący, stworzony na podstawie danych zdjęciowych (RGB+CIR) z systemu Vimap, osiągnął dokładność klasyfikacji gatunku drzewa na poziomie **94,6%**, a typu drzewa na poziomie **95,1%** podczas walidacji na niezależnym zbiorze.

5.2. Osiągnięcie zakładanych celów badawczych

Nadrzędnym celem pracy było **opracowanie rozwiązania technologicznego dla firmy Vimap, które pozwoli na uzyskanie szczegółowych informacji o roślinności na podstawie danych fotogrametrycznych oraz danych ze skaningu laserowego,** w skład którego wchodziły cele szczegółowe:

- Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny lokalizacji pni drzew na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.
- Opracowanie procesu umożliwiającego określenie w sposób automatyczny gatunku i typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.

Cel nadrzędny oraz cele szczegółowe zostały osiągnięte w ramach prowadzonych zadań badawczych. Proces umożliwiający automatyczne określenie lokalizacji pnia drzewa został zbudowany w oparciu o dane ze skaningu laserowego. Proces ten składa się z trzech kluczowych etapów: kołowej transformaty Hough, procedury odszumiania danych oraz wpasowania okręgów odporną metodą najmniejszych kwadratów w obserwacje chmury punktów. Pierwszy etap opiera się na zastosowaniu kołowej transformaty Hough do zidentyfikowania początkowych pozycji pni drzew na podstawie zrasteryzowanych przekrojów poziomych chmury punktów. Krok ten pozwala na wyodrębnienie potencjalnych lokalizacji pni drzew. Następnie, uzyskane wyniki są poddawane procedurze odszumiania, eliminującej obiekty, które nie spełniają kryteriów charakteryzujących pni drzew. Ostateczne pozycje pni drzew oraz ich promienie są obliczane w trzecim etapie, wykorzystując odporny algorytmu wpasowania okręgów w obserwacje LiDAR metodą najmniejszych kwadratów. Przedstawiony proces opiera się na iteracyjnej analizie lokalizacji pnia drzewa w oparciu o chmurę punktów. Otrzymane w wyniku badań lokalizacje drzew stanowią wejściowe dane do realizacji procesu automatycznego określenia charakterystyk drzew – typu i gatunku. Proces umożliwiający określenie w automatyczny sposób gatunku oraz typu drzewa na podstawie danych z systemu Vimap zbudowano w oparciu o zobrazowania RGB oraz CIR. W ramach tego rozwiązania wykorzystano potencjał głębokiego uczenia platformy ML.NET w celu stworzenia modelu klasyfikującego. Proces opierał się na zbudowaniu dedykowanego modelu, który bazował na obrazach pozyskanych z systemu Vimap. Materiał wejściowy do tworzenia modeli głębokiego uczenia został kompleksowo przygotowany od podstaw podczas prowadzonych badań. W pierwszym etapie przeprowadzono analizę obrazów, w celu identyfikacji przedmiotowych gatunków drzew. Następnie dokonano wydzielenia obszarów na zdjęciach, które reprezentowały konkretne gatunki drzew, przypisując im odpowiednie etykiety. Na podstawie wskazanych obszarów utworzono zbiory obrazów, które reprezentowały poszczególne gatunki drzew. W kolejnym etapie przeprowadzono augmentację obrazów. Otrzymane obrazy stanowiły materiał szkoleniowy do utworzenia modelu głębokiego uczenia.

Model klasyfikujący gatunek oraz typ drzewa został utworzony w środowisku ML.NET, z wykorzystaniem architektury ResNet-50.

5.3. Rozwiązanie problemów technologicznych firmy Vimap sp. z o.o.

W ramach realizacji projektu "Doktorat wdrożeniowy" zdefiniowano dwa problemy technologiczne przedsiębiorstwa:

- Problem technologiczny nr 1: Brak możliwości automatycznego określenia lokalizacji pnia drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap,
- Problem technologiczny nr 2: Brak możliwości automatycznego określenia gatunku i typu drzewa na podstawie danych pozyskanych systemem Vimap.

Problemy technologiczne zostały rozwiązane w ramach prowadzonych zadań badawczych. Rozwiązania zostały wdrożone przez doktorantkę w środowisku .NET przy użyciu języka programowania C#. Stworzone narzędzia są gotowe do wykorzystania produkcyjnego przez firmę Vimap sp z o.o.. W niniejszej pracy podkreślono potencjał do dalszego udoskonalenia zaproponowanego rozwiązania. Przedstawiono szereg obszarów, w których można wprowadzić usprawnienia, by zwiększyć efektywność i wszechstronność rozwiązania.

Bibliografia

1. Abousson, N., & Felton, V. (1987). Contribution to the mapping of forests in an intensively divided area, with the help of SPOT data. In Proc. of the SPOT-1 Image Utilization, Assessments, and Results Symposium. Centre National D'Etudes Spatiales, Tolouse, France (pp. 1013-1021).
2. Ahmed, O. S., Shemrock, A., Chabot, D., Dillon, C., Williams, G., Wasson, R., & Franklin, S. E. (2017). Hierarchical land cover and vegetation classification using multispectral data acquired from an unmanned aerial vehicle. International journal of remote sensing, 38(8-10), 2037-2052.
3. Ahmed, Z., Amizadeh, S., Bilenko, M., Carr, R., Chin, W. S., Dekel, Y., Dupre, X., Eksarevsliy, V., Filipi, S., Finley, T., Goswami, A., Hoover, M., Inglis, S., Interlandi, M., Kazmi, N., Krivosheev, G., Luferenko, P., Matantsev, I., Matusevych, S., Moradi, S., Nazirov, G., Ormont, J., Oshri, G., Pagnoni, A., Parmar, J., Roy, P., Siddiqui, M. Z., Weimer, M., Zahirazami, S., & Zhu, Y. (2019). Machine learning at Microsoft with ML. NET. In Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining (pp. 2448-2458).
4. Al-Haija, Q. A., & Adebanjo, A. (2020). Breast cancer diagnosis in histopathological images using ResNet-50 convolutional neural network. In 2020 IEEE International IOT, Electronics and Mechatronics Conference (IEMTRONICS) (pp. 1-7). IEEE.
5. Aldred A., & Bonnor G. (1985). Application of airborne lasers to forest surveys, Petawawa National Forestry Institute, Canadian Forestry Service, Agriculture Canada, Chalk River ON.
6. Aldred, A. H., & Hall, J. K. (1975). Application of large-scale photography to a forest inventory. The Forestry Chronicle, 51(1), 9-15.
7. Aschoff, T., Thies, M., & Spiecker, H. (2004). Describing forest stands using terrestrial laser-scanning. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 35(5), 237-241.
8. Ba A., Laslier M., Dufour S., & Hubert-Moy, L. (2019). Riparian trees genera identification based on leaf-on/leaf-off airborne laser scanner data and machine learning classifiers in northern France. International Journal of Remote Sensing, 1–23.

9. Bachman, C. G. (1979). Laser radar systems and techniques. Dedham.
10. Ballard, D. H. (1981). Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. Pattern recognition, 13(2), 111-122.
11. Bärfuss, K., Djath, B., Lampert, A., & Schulz-Stellenfleth, J. (2020). Airborne LiDAR Measurements of Sea Surface Properties in the German Bight. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 59(6), 4608-4617.
12. Barratt, F., Dborin, J., & Wright, L. (2022). Improvements to gradient descent methods for quantum tensor network machine learning. arXiv preprint arXiv:2203.03366.
13. Barshooi, A. H., & Amirkhani, A. (2022). A novel data augmentation based on Gabor filter and convolutional deep learning for improving the classification of COVID-19 chest X-Ray images. Biomedical Signal Processing and Control, 72, 103326.
14. Bienert, A., Scheller, S., Keane, E., Mullooly, G., & Mohan, F. (2006). Application of terrestrial laser scanners for the determination of forest inventory parameters. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 36(5), 1-5.
15. Bigdeli, B., Amirkolaee, H. A., & Pahlavani, P. (2018). DTM extraction under forest canopy using LiDAR data and a modified invasive weed optimization algorithm. Remote sensing of environment, 216, 289-300.
16. Blomley R., Hovi A., Weinmann M., Hinz S., Korpela I., & Jutzi B. (2017). Tree species classification using within crown localization of waveform LiDAR attributes. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 133, 142–156.
17. Bont L. G., Hill A., Waser L. T., Bürgi A., Ginzler C., & Blattert, C. (2020). Airborne-laser-scanning-derived auxiliary information discriminating between broadleaf and conifer trees improves the accuracy of models for predicting timber volume in mixed and heterogeneously structured forests. Forest Ecology and Management, 459, 117856.
18. Brockhaus, J.A., & Khorram, S. (1992). A comparison of SPOT and Landsat-TM data for use in conducting inventories of forest resources. Int. J. Remote Sens. 1992, 13, 3035–3043.

19. Brolly, G., Király, G., Lehtomäki, M., & Liang, X. (2021). Voxel-based automatic tree detection and parameter retrieval from terrestrial laser scans for plot-wise forest inventory. Remote Sensing, 13(4), 542.
20. Bruggisser M., Roncat A., Schaepman M. E., Morsdorf F. (2017). Retrieval of higher order statistical moments from full-waveform LiDAR data for tree species classification. Remote Sensing of Environment, 196, 28–41.
21. Buddenbaum, H., Schlerf, M., & Hill, J. (2005). Classification of coniferous tree species and age classes using hyperspectral data and geostatistical methods. International Journal of Remote Sensing, 26(24), 5453-5465.
22. Burt A., Disney M., & Calders K. (2018). Extracting Individual Trees from Lidar Point Clouds Using Treeseg. Methods in Ecology and Evolution 10, no. 3: 438–45.
23. Calders, K., Newnham, G., Burt, A., Murphy, S., Raumonen, P., Herold, M., Culvenor, D., Avitabile, V., Disney, M., Armston, J., & Kaasalainen, M. (2015). Nondestructive estimates of above‐ground biomass using terrestrial laser scanning. Methods in Ecology and Evolution, 6(2), 198-208.
24. Cao L., Coops N. C., Innes J. L., Dai J., Ruan H., She G. (2016). Tree species classification in subtropical forests using small-footprint full-waveform LiDAR data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 49, 39–51.
25. Cao, K., & Zhang, X. (2020). An improved res-unet model for tree species classification using airborne high-resolution images. Remote Sensing, 12(7), 1128.
26. Carleer, A., & Wolff, E. (2004). Exploitation of very high resolution satellite data for tree species identification. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 70(1), 135-140.
27. Chasmer, L., Hopkinson, C., & Treitz, P. (2004). Assessing the three-dimensional frequency distribution of airborne and ground-based lidar data for red pine and mixed deciduous forest plots. Int Arch Photogramm Remote Sens Spat Inf Sci, 36(8), W2.
28. Chen, Q., Baldocchi, D., Gong, P., & Kelly, M. (2006). Isolating individual trees in a savanna woodland using small footprint lidar data. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(8), 923-932.

29. Ciregan, D., Meier, U., & Schmidhuber, J. (2012). Multi-column deep neural networks for image classification. In 2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 3642-3649). IEEE.
30. Crisci, C., Ghattas, B., & Perera, G. (2012). A review of supervised machine learning algorithms and their applications to ecological data. Ecological Modelling, 240, 113-122.
31. Dai, Z., & Heckel, R. (2019). Channel normalization in convolutional neural network avoids vanishing gradients. arXiv preprint arXiv:1907.09539.
32. Dalla Corte, A. P., Souza, D. V., Rex, F. E., Sanquetta, C. R., Mohan, M., Silva, C. A., Zambrano, A., M. A., Prata, G., Alves de Almeida, S., R., Trautenmüller, J., W., Klauberg, C., de Morales, A., Sanquetta, M., N. & Broadbent, E. N. (2020). Forest inventory with high-density UAV-Lidar: Machine learning approaches for predicting individual tree attributes. Computers and Electronics in Agriculture, 179, 105815.
33. Dalponte M., Bruzzone L., & Gianelle D. (2012). Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very high geometrical resolution multispectral/hyperspectral images and LiDAR data. Remote Sensing of Environment, 123, 258–270.
34. Dalponte M., Ørka H. O., Ene L. T., Gobakken T., & Næsset E. (2014). Tree crown delineation and tree species classification in boreal forests using hyperspectral and ALS data. Remote Sensing of Environment, 140, 306–317.
35. de Conto, T., Olofsson, K., Görgens, E. B., Rodriguez, L. C. E., & Almeida, G. (2017). Performance of stem denoising and stem modelling algorithms on single tree point clouds from terrestrial laser scanning. Computers and Electronics in Agriculture, 143, 165-176.
36. Dersch, S., Heurich, M., Krueger, N., & Krzystek, P. (2021). Combining graph-cut clustering with object-based stem detection for tree segmentation in highly dense airborne lidar point clouds. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 172, 207-222.
37. Duda, R. O., & Hart, P. E. (1972). Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Communications of the ACM, 15(1), 11-15.
38. Edson, C., & Wing, M. G. (2011). Airborne light detection and ranging (LiDAR) for individual tree stem location, height, and biomass measurements. Remote Sensing, 3(11), 2494-2528.

39. Egli, S., & Höpke, M. (2020). CNN-based tree species classification using high resolution RGB image data from automated UAV observations. Remote Sensing, 12(23), 3892.
40. Etienne, A., Ahmad, A., Aggarwal, V., & Saraswat, D. (2021). Deep Learning-Based Object Detection System for Identifying Weeds Using UAS Imagery. Remote Sensing, 13(24), 5182.
41. Eysn, L., Hollaus, M., Lindberg, E., Berger, F., Monnet, J.M., Dalponte, M., Kobal, M., Pellegrini, M., Lingua, E., Mongus, D., & Pfeifer, N. (2015). A benchmark of lidar-based single tree detection methods using heterogeneous forest data from the alpine space. Forests, 6(5), 1721-1747.
42. Fassnacht, F. E., Latifi, H., Stereńczak, K., Modzelewska, A., Lefsky, M., Waser, L. T., Straub, C., & Ghosh, A. (2016). Review of studies on tree species classification from remotely sensed data. Remote sensing of environment, 186, 64-87.
43. Firat, H., & Hanbay, D. (2021). Classification of hyperspectral images using 3D CNN based ResNet50. In 2021 29th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) (pp. 1-4). IEEE.
44. Franklin, S. E. (2018). Pixel-and object-based multispectral classification of forest tree species from small unmanned aerial vehicles. Journal of Unmanned Vehicle Systems, 6(4), 195-211.
45. Franklin, S. E., & Ahmed, O. S. (2018). Deciduous tree species classification using object-based analysis and machine learning with unmanned aerial vehicle multispectral data. International Journal of Remote Sensing, 39(15-16), 5236-5245.
46. Franklin, S. E., Ahmed, O. S., & Williams, G. (2017). Northern conifer forest species classification using multispectral data acquired from an unmanned aerial vehicle. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 83(7), 501-507.
47. Fukuda, M., Ariji, Y., Kise, Y., Nozawa, M., Kuwada, C., Funakoshi, T., Muramatsu, C., Fujita, H., Katsumata, A., & Ariji, E. (2020). Comparison of 3 deep learning neural networks for classifying the relationship between the mandibular third molar and the mandibular canal on panoramic radiographs. Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, 130(3), 336-343.

48. Gorte, B., & Pfeifer, N. (2004). Structuring laser-scanned trees using 3D mathematical morphology. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 35(B5), 929-933.
49. Grünthal, E., Gruno, A., & Ellmann, A. (2014). Monitoring of coastal processes by using airborne laser scanning data. In Environmental Engineering. Proceedings of the International Conference on Environmental Engineering. ICEE (Vol. 9, p. 1). Vilnius Gediminas Technical University, Department of Construction Economics & Property.
50. Grybas, H., & Congalton, R. G. (2021). A comparison of multi-temporal RGB and multispectral UAS imagery for tree species classification in heterogeneous New Hampshire Forests. Remote Sensing, 13(13), 2631.
51. Guiotte, F., Pham, M. T., Dambreville, R., Corpetti, T., & Lefèvre, S. (2020). Semantic segmentation of lidar points clouds: rasterization beyond digital elevation models. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 17(11), 2016-2019.
52. Gulzar, Y. (2023). Fruit image classification model based on MobileNetV2 with deep transfer learning technique. Sustainability, 15(3), 1906.
53. Guo, X., Li, H., Jing, L., & Wang, P. (2022). Individual tree species classification based on convolutional neural networks and multitemporal high-resolution remote sensing images. Sensors, 22(9), 3157.
54. Gupta, S., Weinacker, H., & Koch, B. (2010). Comparative analysis of clustering-based approaches for 3-D single tree detection using airborne fullwave lidar data. Remote Sensing, 2(4), 968-989.
55. Habibzadeh, M., Jannesari, M., Rezaei, Z., Baharvand, H., & Totonchi, M. (2018). Automatic white blood cell classification using pre-trained deep learning models: Resnet and inception. In Tenth international conference on machine vision (ICMV 2017) (Vol. 10696, pp. 274-281). SPIE.
56. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 770-778).
57. He, T., Zhou, H., Xu, C., Hu, J., Xue, X., Xu, L., Lou, X., Zeng, K., & Wang, Q. (2023). Deep Learning in Forest Tree Species Classification Using Sentinel-2 on Google Earth Engine: A Case Study of Qingyuan County. Sustainability, 15(3), 2741.

58. Heinzel J., & Koch B. (2011). Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification. International. Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 13 (2011), 152–160.
59. Heinzel, J., & Huber, M. O. (2017). Tree stem diameter estimation from volumetric TLS image data. Remote Sensing, 9(6), 614.
60. Heller, R.C., Doverspike, G.E., & Aldrich, R.C. (1964). Identification of Tree Species on Large-scale Panchromatic and Color Aerial Photographs; Forest Service: Beltsville, MD, USA; Volume 261.
61. Henning, J. G., & Radtke, P. J. (2006). Detailed stem measurements of standing trees from ground-based scanning lidar. Forest Science, 52(1), 67-80.
62. Hicks, S. A., Strümke, I., Thambawita, V., Hammou, M., Riegler, M. A., Halvorsen, P., & Parasa, S. (2022). On evaluation metrics for medical applications of artificial intelligence. Scientific reports, 12(1), 5979.
63. Hochreiter, S. (1998). The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 6(02), 107-116.
64. Holmgren J., & Persson, Å. (2004). Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. Remote Sensing of Environment Volume 90, 415–423.
65. Holmgren J., Persson Å., & Söderman U. (2008). Species identification of individual trees by combining high resolution LiDAR data with multi‐spectral images. International Journal of Remote Sensing, 29(5), 1537–1552.
66. Hough, P. V. (1962). U.S. Patent No. 3,069,654. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
67. Hovi A., Korhonen L., Vauhkonen J., & Korpela I. (2015). LiDAR waveform features for tree species classification and their sensitivity to tree- and acquisition related parameters. Remote Sensing of Environment Volume 173, February 2016, Pages 224-237.
68. Hyyppä, J. (1999). Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. The Photogramm. J. Finland, 16, 27-42.
69. Hyyppä, J., Kelle, O., Lehikoinen, M., & Inkinen, M. (2001). A segmentation-based method to retrieve stem volume estimates from 3-D tree

height models produced by laser scanners. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 39(5), 969-975.

70. Hyyppä, J., Yu, X., Hyyppä, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., Kukko, A., Kaartinen, H., Jaakkola, A., Vaaja, M., Koskinen, J., & Alho, P. (2012). Advances in forest inventory using airborne laser scanning. Remote sensing, 4(5), 1190-1207.
71. Illingworth, J., & Kittler, J. (1987). The adaptive Hough transform. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (5), 690-698.
72. Immitzer, M., Atzberger, C., & Koukal, T. (2012). Tree species classification with random forest using very high spatial resolution 8-band WorldView-2 satellite data. Remote sensing, 4(9), 2661-2693.
73. Johansen, K., & Phinn, S. (2006). Mapping structural parameters and species composition of riparian vegetation using IKONOS and Landsat ETM+ data in Australian tropical savannahs. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(1), 71-80.
74. Jurjević, L., Gašparović, M., Liang, X., & Balenović, I. (2021). Assessment of close-range remote sensing methods for DTM estimation in a lowland deciduous Forest. Remote Sensing, 13(11), 2063.
75. Kandare, K., Dalponte, M., Gianelle, D., & Chan, J. C. W. (2014). A new procedure for identifying single trees in understory layer using discrete LiDAR data. In 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (pp. 1357-1360). IEEE.
76. Karadal, C. H., Kaya, M. C., Tuncer, T., Dogan, S., & Acharya, U. R. (2021). Automated classification of remote sensing images using multileveled MobileNetV2 and DWT techniques. Expert Systems with Applications, 185, 115659.
77. Katoh, M. (2004). Classifying tree species in a northern mixed forest using high-resolution IKONOS data. Journal of Forest Research, 9, 7-14.
78. Kattenborn, T., Eichel, J., & Fassnacht, F. E. (2019). Convolutional Neural Networks enable efficient, accurate and fine-grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery. Scientific reports, 9(1), 17656.

79. Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F., & Hinz, S. (2021). Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 173, 24-49.
80. Khosravian, A., Amirkhani, A., Kashiani, H., & Masih-Tehrani, M. (2021). Generalizing state-of-the-art object detectors for autonomous vehicles in unseen environments. Expert Systems with Applications, 183, 115417.
81. Kim S., McGaughey R. J., Andersen H.-E., & Schreuder G. (2009). Tree species differentiation using intensity data derived from leaf-on and leaf-off airborne laser scanner data. Remote Sensing of Environment, 113(8), 1575–1586.
82. Korpela I., Ørka H. O., Maltamo M., Tokola T., & Hyyppä J. (2010). Tree species classification using airborne LiDAR – effects of stand and tree parameters, downsizing of training set, intensity normalization, and sensor type. Silva Fennica 44(2): 319–339.
83. Krabill, W. B., Collins, J. G., Link, L. E., Swift, R. N., & Butler, M. L. (1984). Airborne laser topographic mapping results. Photogrammetric Engineering and remote sensing, 50(6), 685-694.
84. Kraus, K., & Pfeifer, N. (1998). Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. ISPRS Journal of Photogrammetry and remote Sensing, 53(4), 193-203.
85. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). 2012 AlexNet. Adv. Neural Inf. Process. Syst, 1-9.
86. Krzystek P., Serebryanyk A., Schnörr C., Cervenka J., & Heurich M. (2020). Large-Scale Mapping of Tree Species and Dead Trees in Šumava National Park and Bavarian Forest National Park Using Lidar and Multispectral Imagery. Remote Sensing 12(4):661.
87. Kukkonen M., Maltamo M., Korhonen L., & Packalen P. (2019). Multispectral Airborne LiDAR Data in the Prediction of Boreal Tree Species Composition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing PP (3 January 2019): 1–10.
88. Kuwada, C., Ariji, Y., Fukuda, M., Kise, Y., Fujita, H., Katsumata, A., & Ariji, E. (2020). Deep learning systems for detecting and classifying the presence of impacted supernumerary teeth in the maxillary incisor region on

panoramic radiographs. Oral Surgery, Oral Medicine, Oral Pathology and Oral Radiology, 130(4), 464-469.

89. Kuželka, K., Slavík, M., & Surový, P. (2020). Very high density point clouds from UAV laser scanning for automatic tree stem detection and direct diameter measurement. Remote Sensing, 12(8), 1236.
90. Kuzmin, A., Korhonen, L., Manninen, T., & Maltamo, M. (2016). Automatic segment-level tree species recognition using high resolution aerial winter imagery. European Journal of Remote Sensing, 49(1), 239-259.
91. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. nature, 521(7553), 436-444.
92. Lee, J., Coomes, D., Schonlieb, C. B., Cai, X., Lellmann, J., Dalponte, M., Malhi, Y., Butt, N., & Morecroft, M. (2017). A graph cut approach to 3D tree delineation, using integrated airborne LiDAR and hyperspectral imagery. arXiv preprint arXiv:1701.06715.
93. Lehtomäki M., Kukko A., Matikainen L., Hyyppä J., Kaartinen H., & Jaakkola A. (2019). Power line mapping technique using all-terrain mobile laser scanning. Automation in Construction, 105, 102802.
94. Li, B., & Lima, D. (2021). Facial expression recognition via ResNet-50. International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 2, 57-64.
95. Li, H., Hu, B., Li, Q., Jing, L. (2021a) CNN-Based Individual Tree Species Classification Using High-Resolution Satellite Imagery and Airborne LiDAR Data. Forests, 12(12):1697.
96. Li, W., & Liu, K. (2021). Confidence-aware object detection based on MobileNetv2 for autonomous driving. Sensors, 21(7), 2380.
97. Li, W., Guo, Q., Jakubowski, M. K., & Kelly, M. (2012). A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 78(1), 75-84.
98. Li, Y., Tang, B., Li, J., Sun, W., Lin, Z., & Luo, Q. (2021b). Research on Common Tree Species Recognition by Faster R-CNN Based on Whole Tree Image. In 2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP) (pp. 28-32). IEEE.
99. Liang, X., Hyyppä, J., Kaartinen, H., Lehtomäki, M., Pyörälä, J., Pfeifer, N., Holopainen, M., Brolly, G., Francesco, P., Hackenberg, J., Huang, H., Hyun-Woo Jo, H., Katoh, M., Liu, L., Mokroš, M., Morel, J., Olofsson, K.,

Poveda-Lopez, J., Trochta, J., Wang, D., Wang, J., Xi, Z., Yang, B., Zheng, G., Kankare, V., Luoma, V., Yu X., Chen, L., Vastaranta, M., Saarinen,N., & Wang, Y. (2018). International benchmarking of terrestrial laser scanning approaches for forest inventories. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 144, 137-179.

100. Liang, X., Kankare, V., Yu, X., Hyyppä, J., & Holopainen, M. (2013). Automated stem curve measurement using terrestrial laser scanning. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(3), 1739-1748.
101. Liao W., Van Coillie F., Gao L., Li L., Zhang B., & Chanussot J. (2018). Deep Learning for Fusion of APEX Hyperspectral and Full-Waveform LiDAR Remote Sensing Data for Tree Species Mapping, IEEE Access, vol. 6, pp. 68716-68729.
102. Lim, J., Kim, K. M., Kim, E. H., & Jin, R. (2020). Machine learning for tree species classification using sentinel-2 spectral information, crown texture, and environmental variables. Remote Sensing, 12(12), 2049.
103. Lindberg, E., Holmgren, J., Olofsson, K., & Olsson, H. (2012). Estimation of stem attributes using a combination of terrestrial and airborne laser scanning. European Journal of Forest Research, 131, 1917-1931.
104. Lisein, J., Michez, A., Claessens, H., & Lejeune, P. (2015). Discrimination of deciduous tree species from time series of unmanned aerial system imagery. PLoS One, 10(11), e0141006.
105. Liu, C., Xing, Y., Duanmu, J., & Tian, X. (2018). Evaluating different methods for estimating diameter at breast height from terrestrial laser scanning. Remote Sensing, 10(4), 513.
106. Lv, B., Xu, H., Wu, J., Tian, Y., & Yuan, C. (2019). Raster-based background filtering for roadside LiDAR data. IEEE Access, 7, 76779-76788.
107. Maas, H. G., Bienert, A., Scheller, S., & Keane, E. (2008). Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. International journal of remote sensing, 29(5), 1579-1593.
108. Mallick, P. K., Ryu, S. H., Satapathy, S. K., Mishra, S., Nguyen, G. N., & Tiwari, P. (2019). Brain MRI image classification for cancer detection using deep wavelet autoencoder-based deep neural network. IEEE Access, 7, 46278-46287.

109. Marinelli, D., Paris, C., & Bruzzone, L. (2021). A triangulation-based technique for tree-top detection in heterogeneous forest structures using high density LiDAR data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 19, 1-5.
110. Michałowska, M., & Rapiński, J. (2021). A review of tree species classification based on airborne LiDAR data and applied classifiers. Remote Sensing, 13(3), 353.
111. Michałowska, M., Rapiński, J., & Janicka, J. (2023). Tree position estimation from TLS data using Hough transform and robust least-squares circle fitting. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 29, 100863.
112. Michez, A., Piégay, H., Lisein, J., Claessens, H., & Lejeune, P. (2016). Classification of riparian forest species and health condition using multi-temporal and hyperspatial imagery from unmanned aerial system. Environmental monitoring and assessment, 188, 1-19.
113. Mikołajczyk, A., & Grochowski, M. (2018). Data augmentation for improving deep learning in image classification problem. In 2018 international interdisciplinary PhD workshop (IIPhDW) (pp. 117-122). IEEE.
114. Mill, T., Alt, A., & Liias, R. (2013). Combined 3D building surveying techniques–terrestrial laser scanning (TLS) and total station surveying for BIM data management purposes. Journal of Civil Engineering and Management, 19(sup1), S23-S32.
115. Minu, M.S., Aroul Canessane, R., Subashka Ramesh S.S. (2022). Optimal Squeeze Net with Deep Neural Network-Based Arial Image Classification Model in Unmanned Aerial Vehicles. Traitement du Signal, 39(1).
116. Mokroš, M., Mikita, T., Singh, A., Tomaštík, J., Chudá, J., Wężyk, P., Kuželka, K., Surový, P., Klimánek, M., Zięba-Kulawik, K., Bobrowski R., & Liang, X. (2021). Novel low-cost mobile mapping systems for forest inventories as terrestrial laser scanning alternatives. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 104, 102512.
117. Morsdorf, F., Meier, E., Kötz, B., Itten, K. I., Dobbertin, M., & Allgöwer, B. (2004). LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. Remote sensing of environment, 92(3), 353-362.

118. Mukupa, W., Roberts, G. W., Hancock, C. M., & Al-Manasir, K. (2017). A review of the use of terrestrial laser scanning application for change detection and deformation monitoring of structures. Survey review, 49(353), 99-116.
119. Murata, M., Ariji, Y., Ohashi, Y., Kawai, T., Fukuda, M., Funakoshi, T., Kise, Y., Nozawa, M., Katsumata, A., Fujita, H., & Ariji, E. (2019). Deep-learning classification using convolutional neural network for evaluation of maxillary sinusitis on panoramic radiography. Oral radiology, 35(3), 301-307.
120. Natesan, S., Armenakis, C., & Vepakomma, U. (2020). Individual tree species identification using Dense Convolutional Network (DenseNet) on multitemporal RGB images from UAV. Journal of Unmanned Vehicle Systems, 8(4), 310-333.
121. Nevalainen, O., Honkavaara, E., Tuominen, S., Viljanen, N., Hakala, T., Yu, X., Hyyppä, J., Saari, H., Pölönen, I., Imai, N.N. & Tommaselli, A. M. (2017). Individual tree detection and classification with UAV-based photogrammetric point clouds and hyperspectral imaging. Remote sensing, 9(3), 185.
122. Nowak, R., Orłowicz, R., & Rutkowski, R. (2020). Use of TLS (LiDAR) for building diagnostics with the example of a historic building in Karlino. Buildings, 10(2), 24.
123. Olofsson, K., Holmgren, J., & Olsson, H. (2014). Tree stem and height measurements using terrestrial laser scanning and the RANSAC algorithm. Remote sensing, 6(5), 4323-4344.
124. Ong, K., Haw, S. C., & Ng, K. W. (2019). Deep learning based-recommendation system: an overview on models, datasets, evaluation metrics, and future trends. In Proceedings of the 2019 2nd international conference on computational intelligence and intelligent systems (pp. 6-11).
125. Onishi, M., & Ise, T. (2018). Automatic classification of trees using a UAV onboard camera and deep learning. arXiv preprint arXiv:1804.10390.
126. Onishi, M., & Ise, T. (2021). Explainable identification and mapping of trees using UAV RGB image and deep learning. Scientific reports, 11(1), 903.
127. Pereira, S., Pinto, A., Alves, V., & Silva, C. A. (2016). Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images. IEEE transactions on medical imaging, 35(5), 1240-1251.

128. Pérez-Álvarez, R., Luis-Ruiz, J. M. D., Pereda-García, R., Fernández-Maroto, G., & Malagón-Picón, B. (2020). 3D Documentation with TLS of Caliphal Gate (Ceuta, Spain). Applied Sciences, 10(15), 5377.
129. Perez, L., & Wang, J. (2017). The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning. arXiv preprint arXiv:1712.04621.
130. Persson, A., Holmgren, J., & Soderman, U. (2002). Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. Photogrammetric engineering and remote sensing, 68(9), 925-932.
131. Pfeifer, N., Gorte, B., & Winterhalder, D. (2004). Automatic reconstruction of single trees from terrestrial laser scanner data. In Proceedings of 20th ISPRS Congress (Vol. 35, pp. 114-119). Istanbul: ISPRS.
132. Pitkänen, T. P., Raumonen, P., & Kangas, A. (2019). Measuring stem diameters with TLS in boreal forests by complementary fitting procedure. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 147, 294-306.
133. Popescu, S. C., & Zhao, K. (2008). A voxel-based lidar method for estimating crown base height for deciduous and pine trees. Remote sensing of environment, 112(3), 767-781.
134. Prieto, I., Izkara, J. L., & Usobiaga, E. (2019). The application of lidar data for the solar potential analysis based on urban 3D model. Remote Sensing, 11(20), 2348.
135. Pritchard, D., Sperner, J., Hoepner, S., & Tenschert, R. (2017). Terrestrial laser scanning for heritage conservation: The Cologne Cathedral documentation project. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 4, 213-220.
136. Pu, R., Landry, S., & Yu, Q. (2018). Assessing the potential of multi-seasonal high resolution Pléiades satellite imagery for mapping urban tree species. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 71, 144-158.
137. Pu, S. (2008). Generating building outlines from terrestrial laser scanning. ISPRS08 B, 5, 451-455.
138. Pueschel, P., Newnham, G., Rock, G., Udelhoven, T., Werner, W., & Hill, J. (2013). The influence of scan mode and circle fitting on tree stem detection, stem diameter and volume extraction from terrestrial laser scans. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 77, 44-56.

139. Pyysalo, U., & Hyyppa, H. (2002). Reconstructing tree crowns from laser scanner data for feature extraction. International Archives Of Photogrammetry Remote Sensing And Spatial Information Sciences, 34(3/B), 218-221.
140. Rahman, M. M., Biswas, A. A., Rajbongshi, A., & Majumder, A. (2020). Recognition of local birds of Bangladesh using MobileNet and Inception-v3. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 11(8).
141. Ramiya, A. M., Nidamanuri, R. R., & Krishnan, R. (2019). Individual tree detection from airborne laser scanning data based on supervoxels and local convexity. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 15, 100242.
142. Raumonen, P., Kaasalainen, M., Åkerblom, M., Kaasalainen, S., Kaartinen, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., Disney, M., & Lewis, P. (2013). Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data. Remote Sensing, 5(2), 491-520.
143. Reitberger J., Krzystek P., & Stilla U. (2008). Analysis of full waveform LIDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees. International Journal of Remote Sensing, 29(5), 1407–1431.
144. Reitberger J., Schnörr C., Krzystek P., & Stilla U. (2009). 3D Segmentation of single trees exploiting full waveform LIDAR data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 64, 561-574.
145. Reitberger, J., Schnörr, C., Krzystek, P., & Stilla, U. (2008). 3D segmentation of full waveform LIDAR data for single tree detection using normalized cut. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 37(Part 3A), 77-83.
146. Roberts, R., Giancontieri, G., Inzerillo, L., & Di Mino, G. (2020). Towards low-cost pavement condition health monitoring and analysis using deep learning. Applied Sciences, 10(1), 319.
147. Rogan, J., & Miller, J. (2003). Land-Cover Change Monitoring with Classification Trees Using Landsat TM and Ancillary Data. Photogramm. Eng. Remote Sens., 69, 793–804.
148. Safonova, A., Tabik, S., Alcaraz-Segura, D., Rubtsov, A., Maglinets, Y., & Herrera, F. (2019). Detection of fir trees (Abies sibirica) damaged by the bark

beetle in unmanned aerial vehicle images with deep learning. Remote sensing, 11(6), 643.

149. Salovaara, K. J., Thessler, S., Malik, R. N., & Tuomisto, H. (2005). Classification of Amazonian primary rain forest vegetation using Landsat ETM+ satellite imagery. Remote Sens. Environ., 97, 39–51.
150. Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4510-4520).
151. Sarwinda, D., Paradisa, R. H., Bustamam, A., & Anggia, P. (2021). Deep learning in image classification using residual network (ResNet) variants for detection of colorectal cancer. Procedia Computer Science, 179, 423-431.
152. Schiefer, F., Kattenborn, T., Frick, A., Frey, J., Schall, P., Koch, B., & Schmidtlein, S. (2020). Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGB-imagery by means of convolutional neural networks. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 170, 205-215.
153. Shi Y., Skidmore A. K., Wang T., Holzwarth S., Heiden U., Pinnel N., Zhu X., & Heurich M. (2018). Tree species classification using plant functional traits from LiDAR and hyperspectral data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 73, 207–219.
154. Shi Y., Wang T., Skidmore A. K., & Heurich M. (2020). Improving LiDAR-based tree species mapping in Central European mixed forests using multi-temporal digital aerial colour-infrared photographs. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 84, 101970.
155. Simonse, M., Aschoff, T., Spiecker, H., & Thies, M. (2003). Automatic determination of forest inventory parameters using terrestrial laser scanning. In Proceedings of the scandlaser scientific workshop on airborne laser scanning of forests (Vol. 2003, pp. 252-258). Umeå: Sveriges Lantbruksuniversitet.
156. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556.
157. Smith, S. L., Holland, D. A., & Longley, P. A. (2004). The importance of understanding error in lidar digital elevation models. International Archives

of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 35, 996-1001.

158. Solberg, S., Naesset, E., & Bollandsas, O. M. (2006). Single tree segmentation using airborne laser scanner data in a structurally heterogeneous spruce forest. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(12), 1369-1378.
159. Song, Y., He, F., & Zhang, X. (2019). To identify tree species with highly similar leaves based on a novel attention mechanism for CNN. IEEE Access, 7, 163277-163286.
160. Sothe, C., Dalponte, M., Almeida, C. M. D., Schimalski, M. B., Lima, C. L., Liesenberg, V., Miyoshi, G. T., & Tommaselli, A. M. G. (2019). Tree species classification in a highly diverse subtropical forest integrating UAV-based photogrammetric point cloud and hyperspectral data. Remote Sensing, 11(11), 1338.
161. Suchocki, C., Damięcka-Suchocka, M., Katzer, J., Janicka, J., Rapiński, J., & Stałowska, P. (2020). Remote detection of moisture and bio-deterioration of building walls by time-of-flight and phase-shift terrestrial laser scanners. Remote Sensing, 12(11), 1708.
162. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1-9).
163. Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 2818-2826).
164. Tiede, D., Hochleitner, G., & Blaschke, T. (2005, August). A full GIS-based workflow for tree identification and tree crown delineation using laser scanning. In ISPRS Workshop CMRT (Vol. 5, No. 2930.08, p. 2005).
165. Tittmann, P., Shafii, S., Hartsough, B., & Hamann, B. (2011). Tree detection and delineation from LiDAR point clouds using RANSAC. Proceedings of SilviLaser, 1-23.
166. Tzutalin, L. (2015). Kod źródłowy aplikacji dostępny w repozytorium Github: https://github.com/tzutalin/labelImg

167. Uddin, W. (2002). Evaluation of airborne LiDAR digital terrain mapping for highway corridor planning and design. In Pecora 15/Land Satellite Information IV/ISPRS Commission I/FIEOS 2002 Conference Proceedings.
168. Van Leeuwen, M., Coops, N. C., & Wulder, M. A. (2010). Canopy surface reconstruction from a LiDAR point cloud using Hough transform. Remote Sensing Letters, 1(3), 125-132.
169. Vaughn N. R., Moskal L. M., & Turnblom E. C. (2010). Fourier transformation of waveform Lidar for species recognition. Remote Sensing Letters, 2(4), 347–356.
170. Véga, C., & Durrieu, S. (2011). Multi-level filtering segmentation to measure individual tree parameters based on Lidar data: Application to a mountainous forest with heterogeneous stands. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 13(4), 646-656.
171. Vizireanu, I., Calcan, A., Grigoras, G., & Raducanu, D. (2020). Detection of trees features from a forestry area using airborne LiDAR data. INCAS Bull, 13, 225-236.
172. Wang K., Wang T., & Liu X. (2018). A Review: Individual Tree Species Classification Using Integrated Airborne LiDAR and Optical Imagery with a Focus on the Urban Environment. Forests, 10(1), 1.
173. Wang, D., Kankare, V., Puttonen, E., Hollaus, M., & Pfeifer, N. (2017). Reconstructing stem cross section shapes from terrestrial laser scanning. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14(2), 272-276.
174. Wang, F., Sun, Y., Jia, W., Zhu, W., Li, D., Zhang, X., Tang, Y., & Guo, H. (2023). Development of Estimation Models for Individual Tree Aboveground Biomass Based on TLS-Derived Parameters. Forests, 14(2), 351.
175. Watt, P. J., & Donoghue, D. N. (2005). Measuring forest structure with terrestrial laser scanning. International Journal of Remote Sensing, 26(7), 1437-1446.
176. Wehr A., & Lohr U. (1999). Airborne laser scanning - an introduction and overview. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 54(2-3), pp. 68-82.
177. Weishampel, J. F., Blair, J. B., Knox, R. G., Dubayah, R., & Clark, D. B. (2000). Volumetric lidar return patterns from an old-growth tropical rainforest canopy. International Journal of Remote Sensing, 21(2), 409-415.

178. Weishampel, J. F., Harding, D. J., Boutet Jr, J. C., & Drake, J. B. (1997). Analysis of laser altimeter waveforms for forested ecosystems of central Florida. In Advances in Laser Remote Sensing for Terrestrial and Oceanographic Applications (Vol. 3059, pp. 184-189). SPIE.
179. Wen, L., Li, X., & Gao, L. (2020). A transfer convolutional neural network for fault diagnosis based on ResNet-50. Neural Computing and Applications, 32(10), 6111-6124.
180. Wu, B., Yu, B., Yue, W., Shu, S., Tan, W., Hu, C., Huang, Y., Wu, J., & Liu, H. (2013). A voxel-based method for automated identification and morphological parameters estimation of individual street trees from mobile laser scanning data. Remote Sensing, 5(2), 584-611.
181. Xia, X., Xu, C., & Nan, B. (2017). Inception-v3 for flower classification. In 2017 2nd international conference on image, vision and computing (ICIVC) (pp. 783-787). IEEE.
182. Xiao, Q., Ustin, S. L., & McPherson, E. G. (2004). Using AVIRIS data and multiple-masking techniques to map urban forest tree species. International Journal of Remote Sensing, 25(24), 5637-5654.
183. Xu S., Ye N., Xu S., & Zhu F. (2018a). A supervoxel approach to the segmentation of individual trees from LiDAR point clouds. Remote Sensing Letters, 9(6), 515–523.
184. Xu, Y., Sun, Z., Hoegner, L., Stilla, U., & Yao, W. (2018b). Instance segmentation of trees in urban areas from MLS point clouds using supervoxel contexts and graph-based optimization. In 2018 10th IAPR workshop on pattern recognition in remote sensing (PRRS) (pp. 1-5). IEEE.
185. Xuan, J., Li, X., Du, H., Zhou, G., Mao, F., Wang, J., Zhang, B., Gong, Y., Zhu, D., Zhou, L., Huanf, Z., Xu, C., Chen, J., Zhou, Y., Chen, C., Tan, C., & Sun, J. (2022). Intelligent Estimating the Tree Height in Urban Forests Based on Deep Learning Combined with a Smartphone and a Comparison with UAV-LiDAR. Remote Sensing, 15(1), 97.
186. Yan, S., Jing, L., & Wang, H. (2021). A new individual tree species recognition method based on a convolutional neural network and high-spatial resolution remote sensing imagery. Remote Sensing, 13(3), 479.

187. Yang G., Zhao Y., Li B., Ma Y., Li R., Jing J., & Dian Y. (2019). Tree Species Classification by Employing Multiple Features Acquired from Integrated Sensors. Journal of Sensors, 2019, 1–12.
188. Yao W., Krzystek P., & Heurich W. (2012a). Tree species classification and estimation of stem volume and DBH based on single tree extraction by exploiting airborne full-waveform LiDAR data, Remote Sensing of Environment 123 (2012) 368-380.
189. Yao, W., Krzystek, P., & Heurich, M. (2012b). A Sensitivity analysis for a novel individual tree segmentation algorithm using 3D lidar point cloud data. Silvilaser: Vancouver, BC, Canada, 1-13.
190. You, L., Guo, J., Pang, Y., Tang, S., Song, X., & Zhang, X. (2021). 3D stem model construction with geometry consistency using terrestrial laser scanning data. International Journal of Remote Sensing, 42(2), 714-737.
191. Yu X., Hyyppä J., Litkey P., Kaartinen H., Vastaranta M., & Holopainen M. (2017). Single-Sensor Solution to Tree Species Classification Using Multispectral Airborne Laser Scanning, Remote Sensing 2017, 9, 108.
192. Yu, H., & Zahidi, I. (2023). Tailings Pond Classification Based on Satellite Images and Machine Learning: An Exploration of Microsoft ML. Net. Mathematics, 11(3), 517.
193. Yu, X., Hyyppä, J., Holopainen, M., & Vastaranta, M. (2010). Comparison of area-based and individual tree-based methods for predicting plot-level forest attributes. Remote Sensing, 2(6), 1481-1495.
194. Zhang Z., & Liu X. (2013). Support vector machines for tree species identification using LiDAR-derived structure and intensity variables. Geocarto International, 28(4), 364–378.
195. Zhang, C., Xia, K., Feng, H., Yang, Y., & Du, X. (2021). Tree species classification using deep learning and RGB optical images obtained by an unmanned aerial vehicle. Journal of Forestry Research, 32(5), 1879-1888.
196. Zhang, W., Wan, P., Wang, T., Cai, S., Chen, Y., Jin, X., & Yan, G. (2019). A novel approach for the detection of standing tree stems from plot-level terrestrial laser scanning data. Remote sensing, 11(2), 211.
197. Zhao, K., & Popescu, S. (2007). Hierarchical watershed segmentation of canopy height model for multi-scale forest inventory. In ISPRS Workshop on Laser Scanning (pp. 436-441).

198. Zhen, Z., Quackenbush, L. J., & Zhang, L. (2016). Trends in automatic individual tree crown detection and delineation–Evolution of LiDAR data. Remote Sensing, 8(4), 333.
199. Zhong, L., Cheng, L., Xu, H., Wu, Y., Chen, Y., & Li, M. (2016). Segmentation of individual trees from TLS and MLS data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 10(2), 774-787.
200. Zhou, Y., Liu, W., Bi, H., Chen, R., Zong, S., & Luo, Y. (2022). A Detection Method for Individual Infected Pine Trees with Pine Wilt Disease Based on Deep Learning. Forests, 13(11), 1880.
201. Zhu L., & Hyyppä J. (2014a). The Use of Airborne and Mobile Laser Scanning for Modeling Railway Environments in 3D. Remote Sensing 6 (4 April 2014): 3075–3100.
202. Zhu, L., & Hyyppä, J. (2014b). Fully-automated power line extraction from airborne laser scanning point clouds in forest areas. Remote Sensing, 6(11), 11267-11282.