POLITECHNIKA WARSZAWSKA

DYSCYPLINA NAUKOWA INŻYNIERIA LĄDOWA, GEODEZJA I TRANSPORT DZIEDZINA NAUK INŻYNIERYJNO-TECHNICZNYCH

Rozprawa doktorska

mgr inż. Aleksandra Radecka

Wykorzystanie ortofotomapy lotniczej RGB oraz splotowych sieci neuronowych w detekcji wybranych gatunków sukcesji wtórnej

> **Promotor** dr hab. inż. Katarzyna Osińska-Skotak, prof. uczelni **Promotor pomocniczy** dr Hubert Piórkowski

WARSZAWA, 2023

Serdecznie dziękuję osobom, które były uprzejme pomóc w przygotowaniu rozprawy doktorskiej:

> dr hab. inż. Katarzynie Osińskiej-Skotak, prof. uczelni dr Hubertowi Piórkowskiemu mgr. inż. Kamilowi Choromańskiemu dr inż. Arturowi Nowakowskiemu dr inż. Joannie Pluto-Kossakowskiej dr hab. inż. Przemysławowi Kupidurze, prof. uczelni

Streszczenie

Sukcesja wtórna stanowi proces o dużym znaczeniu ekologicznym i gospodarczym. Z jednej strony, występując na obszarach chronionych Natura 2000, jest postrzegana jako zagrożenie, z drugiej na innych dostrzegane są jej pozytywne aspekty, m.in. przeciwdziałanie zmianom klimatu poprzez pochłanianie dwutlenku węgla oraz kształtowanie lub odtwarzanie korytarzy ekologicznych w krajobrazie rolniczym. Monitoring sukcesji dotychczas był wykonywany głównie na drodze pomiarów terenowych. Metody teledetekcyjne pozwalają na uzupełnienie i wzbogacenie tych pomiarów, oferując informacje o charakterze powierzchniowym, obiektywne i w dużym stopniu porównywalne pomiędzy poszczególnymi terminami obserwacji. Teledetekcja daje również szansę na choć częściową automatyzację i ograniczenie kosztów monitoringu.

Celem niniejszej pracy było zbadanie możliwości i skuteczności detekcji pojedynczych drzew i krzewów tworzących potencjalnie sukcesję wtórną oraz wstępnej klasyfikacji wybranych gatunków z wykorzystaniem ortofotomapy lotniczej RGB. Opisywany cel zrealizowano wykorzystując splotowe sieci neuronowe. Rozwiązanie bazowało na ogólnodostępnym, wstępnie wytrenowanym modelu DeepForest, dotrenowanym przez autorkę z wykorzystaniem danych referencyjnych pozyskanych na trzech obszarach chronionych Natura 2000 w Polsce. Wyniki przeprowadzonych badań wskazują, że nakreślone cele zostały osiągnięte. Finalny autorski model cechował się dokładnością wyrażoną średnią wartością wskaźnika F1-score równą 0,73 w zakresie zasięgu przestrzennego oraz 0,71 w odniesieniu do klasyfikacji gatunków. Podane wartości otrzymano mierząc dokładność w odniesieniu do danych walidacyjnych. W przypadku danych testowych opisywane dokładności były niższe i wyniosły odpowiednio 0,68 i 0,40 oraz 0,56 i 0,43 dla dwóch obszarów badawczych.

Słowa kluczowe: ortofotomapa lotnicza, splotowe sieci neuronowe, detekcja drzew i krzewów, sukcesja wtórna, monitoring obszarów chronionych

Abstract

Title: The use of airborne RGB orthophotomap and convolutional neural nets for detecting the selected secondary succession species

The secondary succession is a process of significant importance from both ecological and economic perspectives. On one hand, its presence in protected Natura 2000 areas is perceived as a threat; on the other hand, in other areas, its positive climatic and ecologic (e.g. creation of ecological corridors) impacts are recognized. This is because vegetation forming during the process mitigates climate change by absorbing carbon dioxide from the atmosphere. Thus far, secondary succession monitoring has been mainly conducted through field measurements. Remote sensing methods allow us to complement and enrich these measurements by offering spatial, objective, and temporally highly comparable information. Moreover, remote sensing creates the possibility for at least partial automation and cost reduction of the described monitoring.

The aim of the thesis was to research the possibility and achievable accuracy of single tree and shrub detection – objects potentially forming the process of secondary succession. The goal also included researching the possibility of preparing an initial classification of selected succession species. This goal was achieved using Convolutional Neural Networks (CNNs) and airborne RGB orthophotomaps. The solution was built based on the publicly available, pre-trained model called DeepForest. As part of the research, the model was further trained by the author of the thesis using the reference data collected from three protected Natura 2000 areas in Poland. The results of the conducted research reveal that the goal was successfully accomplished. The final model created by the author was characterized by an accuracy defined by mean F1-score equal to 0.73 for spatial extent determination and 0.71 for species classification. These accuracies were achieved using validation data. For the test data, the achieved accuracies were lower, equaling 0.68 and 0.40 for the first research area and 0.56 and 0.43 for the second research area, respectively, for the two tasks.

Keywords: airborne orthophotomaps, convolutional neural nets, detection of trees and shrubs, secondary succession, protected areas' monitoring

Spis treści

1. UCZENIE MASZYNOWE NA DANYCH OBRAZOWYCH	9
1.1. Podstawowe założenia uczenia maszynowego	9
1.2. Sztuczne sieci neuronowe	14
1.3. Realizacja projektów wykorzystujących sieci neuronowe	25
2. PROCES SUKCESJI WTÓRNEJ	31
2.1. Definicja i geneza procesu	31
2.2. Istotność sukcesji wtórnej	
3. MONITORING SUKCESJI WTÓRNEJ	36
3.1. Monitoring naziemny	
3.2. Monitoring teledetekcyjny	
4. CEL I HIPOTEZY PRACY	46
5. DANE BADAWCZE	49
5.1. Kryteria wyboru danych badawczych	49
5.2. Charakterystyka danych źródłowych	62
5.2.1. Dane referencyjne	63
5.2.2. Ortofotomapy lotnicze RGB	67
5.3. Charakterystyka obszarów badawczych	68
6. METODYKA BADAŃ	77
6.1. Zarysowanie metodyki badań	77
6.2. Wybór modelu bazowego	78
6.3. Wstępne przetworzenie danych źródłowych	85
6.4. Eksperymenty badawcze	91
6.5. Ocena wyników	111

7. OMÓWIENIE WYNIKÓW I DYSKUSJA	113
8. PODSUMOWANIE I WNIOSKI	162
Bibliografia	167
Spis rysunków	189
Spis tabel	192
Spis wykresów	193
Załączniki	196

1. UCZENIE MASZYNOWE NA DANYCH OBRAZOWYCH

1.1. Podstawowe założenia uczenia maszynowego

Uczenie maszynowe (ang. machine learning – ML) jest "dziedziną nauki (i sztuki) programowania komputerów w sposób umożliwiający im uczenie się z danych" [1]. Stworzenie systemu uczenia maszynowego wymaga więc obecności kilku elementów:

- określonego zadania/celu (np. rozróżnienie elementów odzieży),

- logiki/reguł, na podstawie których można wykonać zadanie (np. ma / nie ma sznurówki),

- danych, na podstawie których możemy zbudować wspomniane reguły, czyli tzw. zbioru uczącego (ang. training set) (np. zdjęć różnych elementów odzieży wraz z etykietami),

- miary określającej stopień osiągnięcia wyznaczonego celu (np. dokładności klasyfikacji).

Opisywany proces uczenia zazwyczaj ma charakter iteracyjny, a jego logika w sposób poglądowy została zaprezentowana na rys. 1.



Rys. 1. Proces uczenia maszynowego przedstawiony w poglądowy sposób (źródło: [1])

Za początek rozwoju metod uczenia maszynowego przyjmuje się 1763 r., kiedy to zaprezentowano esej stanowiący podstawę dla zdefiniowania Twierdzenia Bayesa (ang. Bayes' theorem) [2 za 3]. W 1943 r. Warren McCulloch i Walter Pitts stworzyli matematyczny model sztucznego neuronu (ang. artificial neuron), wzorując się na charakterystyce neuronu biologicznego [1 za 4]. Kilkanaście lat później, w 1957 r., Frank Rosenblatt stworzył

perceptron, czyli prostą architekturę sztucznych sieci neuronowych (ang. artificial neural networks – ANN), opartą na zmodyfikowanej wersji sztucznego neuronu [1]. Opublikowanie w 1969 r. przez Marvina Minsky'ego i Seymour'a Paperta książki "Perceptrons", opisującej ograniczenia ANN, doprowadziło do tzw. pierwszej zimy sztucznej inteligencji (ang. AI winter). Uznaje się, że jej koniec przypada na lata 80. XX w. [5] i jest powiązany z ponownym odkryciem algorytmu propagacji wstecznej (ang. backpropagation) [2]. Od lat 90. obserwowany jest dynamiczny rozwój omawianej dziedziny. W 1995 r. stworzono dwa, popularne do dnia dzisiejszego, algorytmy – lasu losowego (ang. Random Forest – RF) i maszyny wektorów nośnych (ang. Support Vector Machine – SVM). W 1997 r. algorytm stworzony przed firmę IBM – Deep Blue, wygrał w szachy z mistrzem tej gry, Garrym Kasparovem. Od lat 10. XXI w. datuje się intensywny rozwój uczenia głębokiego (ang. Deep Learning – DL) [2], obecnie jednej z najbardziej zaawansowanych metod obliczeniowych.

Uczenie maszynowe stanowi dziedzinę złożoną z szeregu różnorodnych algorytmów. Z tego powodu istnieje wiele podejść do wyróżniania jego subdyscyplin, a także umieszczania jego definicji w nawiązaniu do innych popularnych metod obliczeniowych. Powszechnie uznaje się, że uczenie maszynowe jest jedną z metod zawartych w szerszym pojęciu sztucznej inteligencji (ang. artificial intelligence – AI), obok takich subdyscyplin jak wnioskowanie (ang. reasoning), planowanie (ang. planning) czy percepcja (ang. perception) [6, 7]. Sama sztuczna inteligencja definiowana jest jako inteligencja demonstrowana przez maszyny, w odróżnieniu od inteligencji ludzi czy zwierząt [7 za 8]. W dziedzinie uczenia maszynowego subdyscypliną jest natomiast uczenie głębokie. Relację trzech opisanych zbiorów przedstawiono na rys. 2.



Rys. 2. Relacja sztucznej inteligencji, uczenia maszynowego i uczenia głębokiego (źródło: [6])

Poszczególne algorytmy uczenia maszynowego mogą być podzielone ze względu na formę informacji zwrotnej (ang. feedback), dostarczanej algorytmowi przez człowieka. Według tego podziału, ML jest dzielone na uczenie nadzorowane (ang. supervised learning), uczenie

nienadzorowane (ang. unsupervised learning), uczenie semi-nadzorowane (ang. semisupervised learning), redukcję wymiarowości (ang. dimensionality reduction), uczenie przez wzmocnienie (ang. reinforcement learning) [6 za 9, 10] oraz inne, co zaprezentowano na rys. 3.



Rys. 3. Podział uczenia maszynowego na subdyscypliny według formy informacji zwrotnej (źródło: opracowanie własne na podstawie [6 za 9, 10], na rysunku dla przejrzystości pominięto ostatnią możliwą grupę – inne)

W dziedzinie przetwarzania obrazów, bardzo często możemy zaobserwować wykorzystanie algorytmów z pierwszej z wymienionych grup. Można domniemywać, że wynika to z możliwości niemal bezpośredniego wykorzystania tych metod w praktycznych zadaniach, posiadających z góry określone dane wejściowe oraz cel [11]. Przykładami zadań wykorzystujących uczenie nadzorowane mogą być rozróżnianie gatunków grzybów na podstawie zdjęć wykonanych smartfonem (zadanie klasyfikacji) czy szacowanie ilości biomasy roślinnej na podstawie hiperspektralnych obrazów satelitarnych (zadanie regresji). Pomimo że uczenie nadzorowane jest prawdopodobniej najpopularniejszą z subdyscyplin ML w dziedzinie przetwarzania obrazów, wykorzystywane są także wszystkie pozostałe grupy algorytmów. Ważnym wydaje się również zaznaczenie, że wspominane wcześniej uczenie głębokie nie powinno być traktowane jako dodatkowa, kolejna grupa na rys. 3. Jest to grupa metod, która może być użyta zarówno w podejściu nadzorowanym, nienadzorowanym, jak i semi-nadzorowanym [12 za 13].

Na początku niniejszego rozdziału przedstawiono definicję uczenia maszynowego. Opisano je jako "dziedzinę nauki i sztuki programowania komputerów w sposób umożliwiający im uczenie się z danych" [1]. W celu bardziej dogłębnego zrozumienia tego zagadnienia warto określić co nie jest uczeniem maszynowym, inaczej mówiąc gdzie znajduje się granica tego pojęcia lub co jest jego przeciwieństwem. Istotą sprawy jest to kto uczy się na podstawie danych. Jeśli jest to program komputerowy wykonujący opisywaną naukę w sposób automatyczny, wówczas mamy do czynienia z ML. Jeśli natomiast to człowiek przegląda, analizuje dane, następnie opracowuje reguły decyzyjne i zakodowuje je w sposób jawny tworząc program komputerowy, wtedy nie jest to ML. Oczywiście człowiek często wciąż jest obecny w pierwszym z omówionych podejść np. opracowuje dane uczące lub wybiera algorytmy, tj. "ramy" przyszłych reguł decyzyjnych – Random Forest, a nie Support Vector Machine itp. Warto także zaznaczyć, że definicja ML nie jest powiązana z poziomem skomplikowania samego algorytmu. Nie jest prawidłowym utożsamianie sztucznej inteligencji czy uczenia maszynowego jedynie z najbardziej złożonymi algorytmami typu sieci neuronowe. Drzewo decyzyjne (ang. decision trees), którego logikę stworzono w sposób automatyczny na podstawie danych, zdecydowanie należy uznać za ML.

Pełne zrozumienie definicji uczenia maszynowego pozwala łatwiej identyfikować jego zalety i wyzwania. Pierwszą zaletą jest oszczędność czasu przez osobę automatyzującą dany proces. Wykorzystanie uczenia maszynowego może wymagać inwestycji na początku pracy, można domniemywać jednak, że szybko się ona zwróci. Wynika to z faktu, że to podejście jest prostsze w utrzymaniu, tj. w sytuacji kiedy rozwiązywany problem ewoluuje i potrzebna jest zmiana reguł decyzyjnych. Bardzo często rozwiązanie wykorzystujące ML jest również dokładniejsze [1]. Po drugie, części problemów nie sposób zautomatyzować bez użycia ML. Do tej kategorii należą problemy bardzo złożone [1], np. trudno byłoby stworzyć jawne reguły rozróżniania zdjęć kotów od zdjęć psów. Ta zaleta prowadzi niemal bezpośrednio do trzeciej, którą stanowi możliwość odkrywania nieoczywistych (dla człowieka) wzorców, np. korelacji czy trendów. Jest to szczególnie istotne w przypadku analizy danych o bardzo dużej objętości (ang. big data). Ten proces nazywany jest wydobywaniem danych (ang. data mining) [1].

Uczenie maszynowe nie jest też pozbawione wyzwań. Jako, że cały proces skupia się wokół wykorzystania danych, to właśnie z tym elementem związanych jest najwięcej potencjalnych problemów. Jakość wynikowego produktu jest silnie uzależniona o szeroko rozumianej jakości danych wejściowych (uczących). Po pierwsze, danych tych może być zbyt mało, aby algorytm był w stanie skutecznie znaleźć pożądane zależności [1]. Kolejnym wyzwaniem może być

niereprezentatywność danych uczących, tj. dostarczone dane nie przedstawiają "w pełni" złożoności lub poszczególnych aspektów analizowanego problemu. Dodatkowo, należy pamiętać, że dane uczące są najczęściej przygotowywane z udziałem człowieka, w różnych sytuacjach, z wykorzystaniem różnych instrumentów pomiarowych itd. Mogą zawierać więc błędy, braki czy szum. Opisane sytuacje utrudniają automatyczne znalezienie prawidłowości zawartych w danych. Wyzwania w budowaniu modelu uczenia maszynowego mogą być również związane z użytym algorytmem. Analizując tę kwestię na wysokim poziomie uogólnienia można stwierdzić, że algorytm powinien być w stanie dokładnie zamodelować relację odnalezioną w danych. Jednocześnie, powinien być stosownie zgeneralizowany, aby móc uwzględniać nowe dane, tj. inne niż te, na podstawie których został stworzony. Zbyt silne dopasowanie stworzonego algorytmu do danych uczących nazywane jest przetrenowaniem algorytmu (ang. overfitting). Odwrotny problem to niedotrenowanie/zbyt duża generalizacja (ang. underfitting) algorytmu [1]. Dziedzina uczenia maszynowego dysponuje szeregiem sprawdzonych strategii pozwalających na automatyczne zaobserwowanie, zmierzenie i finalnie ograniczenie obu problemów.

1.2. Sztuczne sieci neuronowe

Algorytmy sztucznej inteligencji znajdują dziś zastosowanie w niemal wszystkich sferach gospodarki. Ich rozwój jest przedmiotem licznych badań, co możemy zaobserwować m.in. analizując liczbę artykułów naukowych dotyczących AI, opublikowanych w ostatnich latach (rys. 4). Liczba tych artykułów w ujęciu rocznym, podwoiła się w okresie od 2010 r. do 2020 r. Tematykami o największym udziale są kolejno: rozpoznawanie wzorców (ang. pattern recognition), uczenie maszynowe i rozpoznawanie obrazów (ang. computer vision – CV) (rys. 5). Wymienione subdyscypliny są w dużym stopniu powiązane ze sobą. Co istotne, trzecia z wymienionych bezpośrednio nawiązuje do przetwarzania obrazów. Pierwsze dwie mogą dotyczyć analizy różnych typów danych, w tym także obrazów. Rozwój AI w zakresie przetwarzania obrazów w ostatnich latach jest w dużym stopniu zasługą wykorzystywania splotowych sieci neuronowych (ang. convolutional neural networks – CNN), a także transformatorów widzenia (ang. vision transformers – ViT). Obie technologie należą do rodziny sztucznych sieci neuronowych i zostaną opisane w sposób bardziej szczegółowy w dalszej części rozdziału.





Rys. 4. Liczba publikacji dotyczących sztucznej inteligencji, opublikowanych na świecie w kolejnych latach od 2010 r. do 2021 r. (źródło: [14])



Number of AI Publications by Field of Study (Excluding Other AI), 2010–21

Rys. 5. Liczba publikacji dotyczących najczęściej badanych subdyscyplin sztucznej inteligencji, opublikowanych na świecie w kolejnych latach od 2010 r. do 2021 r. (źródło: [14])

Jak wspomniano na początku rozdziału, rozwój rodziny algorytmów, jaką stanowią sztuczne sieci neuronowe rozpoczął się w 1943 r., wraz z opracowaniem modelu matematycznego sztucznego neuronu oraz sposobu łączenia większej liczby neuronów – architektury pierwszej sztucznej sieci neuronowej [4]. Geneza powstania opisywanych sieci stanowi jednocześnie ich definicję. ANN określane są jako "model uczenia maszynowego zainspirowany występującymi w naszych mózgach sieciami neuronów biologicznych" [1]. Przykładową, prostą sztuczną sieć neuronową zaprezentowano na rys. 6.



Rys. 6. Architektura przykładowego perceptronu wielowarstwowego (źródło: [1])

Opisywana sieć składa się z warstwy wejściowej/przechodniej (ang. input layer) złożonej z dwóch neuronów, jednej warstwy ukrytej (ang. hidden layer) zawierającej cztery neurony, oraz warstwy wyjściowej (ang. output layer) zawierającej trzy neurony. Neurony obciążeniowe (ang. bias neuron), oznaczone kolorem żółtym, nie są liczone i najczęściej nie są również przedstawiane na schemacie architektury sieci [1]. Warstwy ukryta i wyjściowa przedstawionej sieci należą do typu warstw w pełni połączonych/gęstych (ang. fully-connected/dense layer), co oznacza, że wszystkie neurony tych warstw są połączone ze wszystkimi neuronami warstwy poprzedzającej.

Dane stanowiące warstwę wejściową sieci mają postać liczbową – są to wartości kolejnych zmiennych dla kolejnych przykładów uczących. Przykładem takiego zbioru danych mogą być kolejne charakterystyki nieruchomości (np. metraż, jakość wyposażenia, odległość od centrum), dla kolejnych nieruchomości (np. mieszkania Pana Kowalskiego i mieszkania Pana Nowaka). W przypadku obrazów, zmienne stanowią kolejne piksele spłaszczonego obrazu (przekształconego do postaci 1-wymiarowej), a przykłady to kolejne obrazy (np. zdjęcie naszego kota i zdjęcie kota sąsiadki). Neurony dwóch kolejnych warstw, tj. ukrytej i wyjściowej składają się z dwóch części. Pierwsza (na rys. 6 przedstawiona na dole) służy do obliczenia ważonej sumy – sumy sygnałów wejściowych pomnożonych przez ich wagi, czyli wagi połączeń. Drugą część opisywanych neuronów stanowi zastosowanie funkcji aktywacji (np. funkcji logistycznej). Jej celem jest wskazanie neuronów, które są istotne dla stworzenia relacji matematycznej pomiędzy danymi wejściowymi i wyjściowymi. Funkcja aktywacji dodatkowo wprowadza do sieci element nieliniowości, a tym samym jej elastyczność w dopasowywaniu się do danych wejściowych [1, 11].

Proces uczenia ANN rozpoczyna się od losowej inicjalizacji (ang. random initialization) wspomnianych wyżej wag w całej sieci. Losowo wybrane wagi początkowe, w przeciwieństwie do np. rozpoczynania od wartości zero, umożliwiają tzw. złamanie symetrii. Dzięki niemu poszczególne neurony będą bardziej zróżnicowane – ich proces uczenia będzie przebiegał innym torem. Po zainicjalizowaniu wag, istota uczenia sieci polega na wykorzystaniu algorytmu tzw. propagacji wstecznej (ang. backpropagation). Ma on charakter iteracyjny, a każda iteracja składa się z dwóch etapów – przebiegu w przód (ang. forward pass) i w tył (ang. backward pass). Podczas przebiegu w przód, dla każdego przykładu uczącego obliczana jest prognoza – obliczenie wyników w pierwszej warstwie, przekazanie ich do następnej i kolejnej, aż do osiągnięcia warstwy wyjściowej. Następnie obliczany jest uzyskany na wyjściu błąd – różnica pomiędzy wartością oczekiwaną a uzyskanym wynikiem, mierzone

za pomocą określonej funkcji straty (np. błędu średniokwadratowego, ang. mean squared error - MSE). Podczas przebiegu w tył obliczany jest wkład każdego połączenia w wartość wspomnianego błędu. Opisywane obliczenia zaczynają się od ostatniej (górnej) warstwy i przebiegają w kierunku początku sieci, aż do osiągniecia warstwy wejściowej. Wyliczone z całej sieci wartości gradientów błędu są w kolejnym etapie danymi wejściowymi algorytmu optymalizacyjnego, który modyfikuje wagi połączeń tak, aby zmniejszyć wspominaną wartość błędu. Prostym algorytmem optymalizacyjnym jest tzw. gradient prosty (ang. gradient descent). Jak zaprezentowano na rys. 7, znajdowanie optymalnego rozwiązania rozpoczyna się od losowych wartości początkowych (wspomnianych wyżej), a kończy się na osiągnięciu zbieżności, czyli wartości minimum funkcji kosztów/straty (ang. cost/loss function). Ukazany na rysunku rozmiar kroków to tzw. współczynnik uczenia (ang. learning rate). Jest on tzw. hiperparametrem sieci, czyli parametrem pozwalającym kontrolować proces uczenia przez specjaliste, w przeciwieństwie do innych parametrów, których wartości są wyliczane w procesie uczenia (np. wag połączeń) [15]. Tak opisana sztuczna sieć neuronowa może być zastosowana zarówno w zadaniach klasyfikacji, jak i regresji. W zależności od rodzaju zadania, koniecznym bedzie dostosowanie przede wszystkim liczby neuronów wyjściowych (tak, aby była równa liczbie pożądanych wyjściowych zmiennych), funkcji aktywacji i funkcji straty. Warto również dodać, że obecnie stosuje się bardziej zaawansowane algorytmy optymalizacyjne np. stochastycznego spadku wzdłuż gradientu (ang. stochastic gradient descent - SGD) czy Adam (ang. adaptive moment estimation - Adam), umożliwiające dużo bardziej efektywnie uczenie sieci.



Rys. 7. Schemat działania metody gradientu prostego (źródło: [1])

Ukazana na rys. 6 sztuczna sieć neuronowa ma jedną warstwę ukrytą. Jeśli ANN wyposażona jest w więcej niż jedną taką warstwę, to jest to głęboka sztuczna sieć neuronowa (ang. deep neural network – DNN) [1]. Obecnie, popularne DNN mają zazwyczaj setki takich warstw. Na przykład głęboka sieć splotowa ResNet składa się ze 152 warstw (występują też warianty tej sieci z mniejsza ich liczba) [16]. Motywacja dla tworzenia ANN o dużej liczbie warstw jest możliwość modelowania skomplikowanych zależności zawartych w danych wejściowych. Teoretycznie, ten sam efekt można by osiągnąć budując sieć płytką, ale zawierającą bardzo wiele neuronów. W praktyce okazuje się jednak, że podejście z większą liczbą warstw cechuje się tzw. lepszą efektywnością parametryczną (ang. parameter efficiency), tj. dla zamodelowania równie złożonych funkcji sieci głębokie potrzebują wykładniczo mniejszej liczby neuronów. Oznacza to jednocześnie, że takie sieci mogą osiągnąć dużo lepszą wydajność od płytkich przy wykorzystaniu zbliżonej liczby danych uczących [1]. Architektura sieci głębokich wykorzystuje fakt, że rzeczywiste dane często cechują się strukturą hierarchiczną – mniejsze elementy (np. płatki kwiatów) tworzą większe struktury (np. kwiaty), a z nich powstają jeszcze większe obiekty (np. łąka kwietna). Dolne warstwy sieci modelują ogólne struktury (np. zarysy, kierunki ułożenia), środkowe charakteryzuja struktury pośrednie (np. kształty okręgu, kwadratu), a górne tworzą z nich struktury szczegółowe (np. kwiaty, drzewa). Opisywaną logikę na innym przykładzie – obrazów ludzi, przedstawiono na rys. 8. Wspomniana hierarchiczna struktura rzeczywistych danych ułatwia osiągnięcie zbieżności przez sieć głęboką, a także pozwala na relatywnie łatwe dostosowanie wytrenowanych raz sieci do wykonywania zbliżonych zadań [1, 11] (np. przejście z wykrywania róż na wykrywanie tulipanów). Opisywana możliwość nazywana jest uczeniem transferowym (ang. transfer learning).



Rys. 8. Poglądowy przykład cech wyodrębnianych w poszczególnych warstwach DNN (źródło: www.thedatascientist.com/what-deep-learning-is-and-isnt/deep-neural-network-what-is-deep-learning-edureka/)

Omawiane dotychczas sieci neuronowe można określić jako uniwersalne, możliwe do wykorzystania w przetwarzaniu różnych typów danych. Jednak, jak wspomniano wcześniej, istnieją odmiany ANN dostosowane do przetwarzania obrazów – CNN oraz ViT. Splotowe sieci neuronowe powstały dużo wcześniej niż transformatory – pierwszy model, będący protoplastą CNN (neokognitron), został zaproponowany w 1980 r. [17]. Podobnie jak w przypadku idei neuronu, neokognitron również ma biologiczną genezę – jego budowa była zainspirowana wynikami badań na korą wzrokową, opracowanymi przez Davida H. Hubela oraz Torstena Wisela. Opisywane badania były tak istotne, że autorzy otrzymali za nie w 1981 r. Nagrodę Nobla [18]. Koncepcyjny widok typowej architektury splotowej sieci neuronowej przedstawiono na rys. 9. To, co wyróżnia CNN od dotychczas omówionych sieci, to obecność dwóch nowych typów warstw – warstw splotowych/konwolucyjnych (ang. convolutional layer) oraz warstw łączących (ang. pooling layers). W tym typie architektury często wciąż obecne są również, opisywane wcześniej, warstwy gęste/w pełni połączone. Obecność co najmniej kilku różnych warstw w architekturze opisywanego typu sieci, automatycznie definiuje je jako sieci głębokie.



Rys. 9. Typowa architektura splotowej sieci neuronowej (źródło: [1])

Spośród dwóch typów nowych warstw CNN, kluczową rolę odgrywają pierwsze z wymienionych, tj. warstwy splotowe. Obecność warstw tego typu jednocześnie rozgranicza definicyjnie CNN od innych typów ANN. Warstwa splotowa ma postać tensora. Poszczególne wartości pojedynczej mapy cech (ang. feature map), tworzącej warstwę splotową, wyliczane są jedynie na podstawie części wartości warstwy poprzedzającej, tj. wartości (pikseli) należących do danego lokalnego pola recepcyjnego (ang. receptive field) [1]. Ideowo opisywane relacje zaprezentowano na rys. 10, a w sposób bardziej szczegółowy na rys. 11. Dzięki takiej logice możliwe jest, wspominane wcześniej, hierarchiczne wydobywanie informacji o strukturze obiektów przedstawionych na obrazach. Dokładną definicję warstwy splotowej tworzy szereg zmiennych:

wielkość lokalnego pola recepcyjnego, określana poprzez jego wysokość i szerokość np. 3×3,
5×5 czy 7×7,

- wielkość kroku (ang. stride), czyli odległość pomiędzy dwoma kolejnymi polami recepcyjnymi, osobno w kierunku wysokości i szerokości np. 2,

 sposób dopełnienia wejściowego tensora wartości (ang. padding), dzielący się na dwie popularne opcje – uzupełnienie zerami zachowujące w ten sposób wielkość oryginalnego obrazu lub brak tego uzupełnienia,

- liczba map cech, czyli macierzy tworzonych z danej warstwy poprzedzającej, mających wspólne wartości trzech wymienionych w poprzednich punktach charakterystyk [1].



Rys. 10. Idea relacji występujących pomiędzy kolejnymi warstwami, wejściową oraz splotowymi CNN (źródło: [1])



Rys. 11. Idea obliczania wartości mapy cech warstwy splotowej z wykorzystaniem filtra 3×3, kroku równego 2 i uzupełniania zerami (źródło: [1])

Proces obliczania wartości (kolejnych pikseli) mapy cech warstwy splotowej polega na "przebieganiu" pola recepcyjnego przez kolejne położenia na danych wejściowych. Trzy takie opisywane położenia przedstawiono osobnymi kolorami na rys. 11. Łącznie, na mapie cech o przedstawionej na omawianym rysunku konfiguracji zmiennych (wspomnianych wyżej: wielkości pola recepcyjnego, kroku i sposobie dopełnienia), różnych położeń będzie 12. Finalnie kluczowym jest to, co dzieje się podczas "zatrzymania się" pola recepcyjnego na danym fragmencie danych wejściowych. Wykonana zostaje wówczas operacja splotu (ang. convolution). Podczas tej operacji, odpowiadające sobie wartości bieżącego fragmentu danych wejściowych oraz tzw. filtra (ang. convolution kernel) (obu mających ten sam wymiar np. 3×3) są mnożone, a następnie obliczana jest ich suma. Powstałe w ten sposób wartości tworzą daną mapę cech. Należy zaznaczyć, że te same wartości filtra są stosowane dla całości mapy cech. W podanym wcześniej przykładzie będą to te same wartości we wszystkich 12 położeniach. Wartości tworzące filtr będą się natomiast różnić pomiędzy poszczególnymi mapami cech tworzącymi daną warstwę splotową. Liczba map w warstwie splotowej jest elementem architektury danej sieci. Stworzenie kilku, zamiast jednej mapy cech pozwala wyodrębnić z określonych danych wejściowych kilka różnych rodzajów informacji. Finalnie wartości filtrów stanowią wagi sieci. Są więc parametrami obliczanymi podczas jej trenowania.

Drugim typem warstw występującym w splotowych sieciach neuronowych są, jak wspomniano wyżej, warstwy łączące. Ich zadaniem jest zmniejszenie obrazu wejściowego, a tym samym "zredukowanie obciążenia obliczeniowego, wykorzystania pamięci i liczby parametrów" [1]. To ostatnie pozwala na ograniczenie ryzyka przyszłego przetrenowania sieci. Działanie warstwy łączącej jest podobne do procesu opisanego dla warstw splotowych. Tu również mamy do czynienia z "przemieszczaniem się" pola recepcyjnego po kolejnych położeniach na obrazie wejściowym lub mapie cech. Sposób poruszania także możemy opisać zmiennymi rozmiaru pola recepcyjnego, kroku i sposobu dopełnienia wartości (rys. 12). Różnicę stanowi natomiast sposób obliczania wartości - w stosunku do wartości (pikseli) znajdujących się w polu recepcyjnym w danym położeniu obliczana jest wybrana funkcja agregacyjna [1]. Najczęściej jest to funkcja maksymalizująca, a w rzadziej występujących przypadkach funkcja uśredniająca. Co istotne, warstwy łączące nie mają żadnych wag. Jedyne zmienne charakteryzujące ten typ warstwy stanowią elementy architektury danej sieci. Wiedza na temat charakterystyki dwóch omówionych typów warstw występujących w CNN pozwala odpowiedzieć na pytanie, jaką przewagę ma CNN w przetwarzaniu obrazów, w porównaniu do tradycyjnej DNN. Odpowiedź na to pytanie tkwi w liczbie parametrów sieci. Obrazy, w

większości przypadków, stanowią dane o dużej liczbie wejściowych zmiennych sieci, tj. wymiarach – wysokości pomnożonej przez szerokość. Ten rozmiar, nawet przy kilkukrotnie mniejszej kolejnej warstwie sieci, generuje olbrzymią liczbę parametrów. Sieci splotowe rozwiązują ten problem, ograniczając liczbę parametrów za pomocą dwóch mechanizmów – wprowadzenie częściowo połączonych warstw i współdzielenie wag [1, 19]. Pierwszy z mechanizmów to omówione wcześniej tworzenie połączeń danego neuronu analizowanej warstwy z ograniczoną grupą neuronów będących w zasięgu pola recepcyjnego. Drugi mechanizm – współdzielenie wag, to opisane wcześniej stałe dla całej mapy cech, wartości filtra. Dodatkowo sposób działania CNN pozwala na bezpośrednie uwzględnienie kontekstu przestrzennego, który często jest bardzo istotny dla poprawnego rozpoznania obiektów.



Rys. 12. Idea obliczania wartości maksymalizującej warstwy łączącej z wykorzystaniem jądra łączącego o wymiarze 2×2, kroku równego 2 i z pominięciem uzupełniania zerami (źródło: [1])

Splotowe sieci neuronowe mogą zawierać także inne elementy architektury niż omówione dotychczas trzy typy warstw. Przykładem takiego elementu mogą być moduły incepcyjne (ang. inception modules). Po raz pierwszy to rozwiązanie zaproponowali autorzy sieci GoogLeNet [20]. W ogólności pozwala ono na "generowanie map cech wychwytujących skomplikowane wzorce w różnych skalach" [1]. Innym przykładem rozwiązania modyfikującego tradycyjne działanie CNN są tzw. jednostki rezydualne (ang. residual units) – "niewielkie sieci neuronowe zawierające połącznia pomijające" [1] (ang. skip connections). To podejście jest jednym z podstawowych założeń architektury sieci ResNet [16] i umożliwia efektywniejsze, w porównaniu z tradycyjnymi rozwiązaniami, osiąganie zbieżności sieci.

Charakteryzując różne aspekty ANN, podawano przykłady zadań klasyfikacyjnych, np. czy na obrazie jest kot czy pies, oraz regresyjnych, np. jaka będzie cena nieruchomości o zadanych cechach. Należy wspomnieć, że oba wymienione typy zadań można wykonać za pomocą CNN. Nie są one jednak jedynymi, do jakich możliwe jest wykorzystanie splotowych sieci neuronowych (rys. 13). Wspomniane klasyfikacja i regresja pozwalają opisać dany obraz za

pomocą jednej lub więcej wartości, z których każda odnosi się do całości obrazu. W przypadku klasyfikacji będzie to kilka wartości prawdopodobieństwa przynależności obrazu do danej klasy, a liczba tych wartości będzie równa liczbie zdefiniowanych klas. W odniesieniu do zadania regresji wynik będzie stanowiła ciągła wartość numeryczna [1]. CNN umożliwia również analizowanie obrazu pod katem poszczególnych, występujących w jego obrębie obiektów. Jeśli sieć splotowa wskazuje jakie obiekty znajdują się na obrazie (poprzez informację o prawdopodobieństwie przynależności do klasy) oraz gdzie są one położone (na drodze określenia wartości czterech współrzędnych pikselowych), wówczas mamy do czynienia z zadaniem detekcji (ang. object detection). Wynik działania takiego rodzaju sieci ma więc postać prostokątów ograniczających obiekty, wraz z informacją o tym do jakiej klasy należy każdy z nich. Na rys. 13 te informacje przedstawiono odpowiednio za pomocą transparentnych ramek i koloru ich obrysu. Istnieje również typ zadania, który możemy określić jako pośredni pomiędzy klasyfikacją a detekcją. Jest to zadanie klasyfikowania z lokalizowaniem (ang. classification with localization). Polega ono na tym samym, co detekcja z ta różnica, że wykryty może być tylko jeden obiekt [1, 19]. Ostatnim, głównym typem zadań możliwych do wykonania przez CNN jest tzw. segmentacja (ang. segmentation). W porównaniu z wynikiem zadania detekcji, segmentacja (tu definiowana zgodnie z nomenklaturą dziedziny widzenia komputerowego) pozwala jeszcze bardziej szczegółowo scharakteryzować komponent lokalizacji obiektu. Ten rodzaj sieci grupuje piksele obrazu i przypisuje im klasę. Jak zaprezentowano na rys. 13, pozwala to na określenie dokładnego obrysu obiektów i przypisanie każdemu z nich informacji o klasie. Należy dodatkowo zaznaczyć, że segmentacja występuje w dwóch zasadniczych wariantach - segmentacji instancji (ang. instance segmentation) oraz segmentacji semantycznej (ang. semantic segmentation). Pierwsza z wymienionych rozdziela grupy pikseli należących do dwóch różnych obiektów tej samej klasy, występujących bezpośrednio koło siebie [21]. Przykładowo, piksele obrazujące dwa różne koty siedzące obok siebie będą zdefiniowane jako dwa osobne obiekty. Opisywanej właściwości nie posiada segmentacja semantyczna, która w omawianym przypadku zaliczyłaby wszystkie piksele pokrywające dwa koty do jednego obiektu.



Rys. 13. Główne typy zadań, które mogą być zrealizowane z wykorzystaniem splotowych sieci neuronowych (źródło: <u>https://ramseyelbasheer.blogspot.com/2021/05/new-deep-learning-model-brings-image.html</u>)

1.3. Realizacja projektów wykorzystujących sieci neuronowe

Istotnym elementem rozważań dotyczących sieci neuronowych, jest logika stojącą za procesem decyzyjnym doboru odpowiedniej sieci do zadania stojącego przed wykonującym. W kontekście potocznym mówi się, że sieci neuronowe wykonują określone zadania "same", tj. bez dużego udziału/nadzoru człowieka. Jest to tylko częściowo prawdziwe. Elementem, który należy uznać za bardziej zautomatyzowany, w porównaniu do klasycznych metod uczenia maszynowego, jest inżynieria cech (ang. feature engineering). Obejmuje ona proces generowania różnorodnych przetworzeń danych źródłowych, na podstawie których uczony będzie algorytm [22]. W przypadku metod klasycznych, w tym celu może być wykorzystana np. analiza składowych głównych (ang. Principal Component Analysis - PCA) [23] lub podobne przetworzenie o nazwie z ang. Minimum Noise Fraction - MNF [24], a wybór zestawu odpowiednich przetworzeń do danego zadania podlega eksperymentom. W przypadku splotowych sieci neuronowych mapy cech powstają na drodze, wspomnianego wyżej, automatycznego obliczenia wag poszczególnych neuronów. Również w tym przypadku opisywany proces nie jest jednak w pełni zautomatyzowany – charakterystyka map cech tworzona jest zarówno przez ich wagi, jak też wielkość filtra czy wielkość kroku. Obie wymienione zmienne są elementami architektury CNN, a więc są ustalane przez wykonującego to zadanie człowieka. Wykorzystanie splotowych sieci neuronowych w praktyce wymaga podjecia szeregu innych dodatkowych decyzji, z których najważniejsze zdaniem autorki, opisano poniżej.

Proces decyzyjny doboru odpowiedniej CNN do danego zadania, należy rozpocząć od zdefiniowania typu zadania np. klasyfikacji, detekcji czy segmentacji, i związanego z nim rodzaju architektury CNN, np. architektura zawierająca głowę wykrywania (ang. detection head) będzie umożliwiała wykonanie zadania detekcji. Kolejny krok powinna stanowić analiza dostępnych, zaprojektowanych przez innych, architektur sieci dedykowanych danemu typowi zadania. W przypadku popularnych typów zadań, wykonujący znajdzie wiele gotowych do wykorzystania architektur, tj. nie będzie musiał samodzielnie projektować swojej od podstaw. Wybierając pomiędzy różnymi dostępnymi modelami, wykonujący powinien kierować się ich udokumentowaną skutecznością (ocenianą na drodze konkursów programistycznych np. Kaggle [25] czy w formie eksperymentów opisywanych w artykułach naukowych) oraz charakterem zbioru danych, na podstawie którego wytrenowany został analizowany model. Im bliższy tematycznie jest ten zbiór do analizowanego przez wykonującego zadanie, tym lepiej. Wynika to z, opisywanej wcześniej, możliwości częściowego wykorzystania raz

wytrenowanych wag. Porównując poszczególne architektury, wykonujący powinien również zwrócić uwagę na ich dedykowane zastosowania. Na przykład architektura sieci MobileNet [26] cechuje się relatywnie niską złożonością obliczeniową podczas uruchamiania gotowego modelu i tym samym jest przystosowana do urządzeń mobilnych [19]. Innym przykładem może być różnica w czasie otrzymywania wyniku detekcji – architektura sieci YOLO [27] pozwala uzyskać go niemal w czasie rzeczywistym, podczas gdy architektura Faster R-CNN [28] wymaga więcej czasu [19]. Należy więc przyjąć, że np. dla zastosowań z dziedziny autonomicznych aut, to YOLO będzie odpowiednią architekturą. Finalnie, wykonujący powinien wziąć pod uwagę dostępność oraz jakość dokumentacji danego modelu. Pozwoli to na skuteczne zaimplementowanie modelu w nowym zadaniu.

Zakładając, że wykonujący wybrał jeden, najbardziej odpowiedni dla jego zadania model, stworzenie nowego rozwiązania wciąż wymaga podjęcia co najmniej dwóch zestawów decyzji. Pierwszy z zestawów odnosi się do wyboru wartości hiperparametrów – parametrów pozwalających kontrolować proces uczenia sieci przez wykonującego [29], np. liczby warstw ukrytych czy liczby neuronów w poszczególnych warstwach. Proces wyboru odpowiednich wartości hiperparametrów wymaga wykonania eksperymentów. Polegają one na tworzeniu szeregu różnych modeli, tj. modeli o różnych wartościach tych samych hiperparametrów, a następnie porównaniu ich w celu wybrania najlepszego. To jak definiowany jest najlepszy model, określa wykonujący. Opisywaną definicję może stanowić np. wybrana miara dokładności, efektywność obliczeniowa lub połączenie dwóch wymienionych. Pomimo że istnieje bardzo wiele hiperparametrów CNN oraz ich potencjalnych wartości, nie każde z nich musi podlegać eksperymentom w danym zadaniu. Po pierwsze, wartości hiperparametrów zdefiniowanych przez wybrany model uznaje się zazwyczaj za odpowiednie, tj. wybrane w drodze eksperymentów wykonanych przez twórców danej architektury. Do takich hiperparametrów należą m.in. liczba warstw ukrytych, liczba neuronów w poszczególnych warstwach, funkcja aktywacji oraz wielkość filtra. Po drugie, analiza literatury oraz wiedza na temat sposobu działania pozostałych, wymagających eksperymentów hiperparametrów, pozwalają na ograniczenie badanych wartości do mniejszego zakresu. Wśród opisywanych istotnych do zbadania hiperparametrów mogą znaleźć się m.in. współczynnik uczenia, rozmiar grupy danych (ang. batch size) czy liczba przebiegów uczących (ang. training epoch). Uczenie transferowe oraz dogenerowywanie danych (ang. data augmentation) także możemy traktować jako hiperparametry. W przypadku pierwszego z wymienionych, najważniejszą zmienną podlegającą eksperymentom będzie liczba zamrażanych warstw, tj. warstw, których wagi skopiujemy z początkowego modelu bez dodatkowego ich modyfikowania [30]. Drugie z wymienionych – dogenerowywanie danych, polega na "zwiększaniu rozmiaru zbioru uczącego poprzez generowanie wielu realistycznych wariantów przykładu uczącego" [1]. Przykładami przetworzeń tworzących opisywane nowe wersje danych uczących mogą być: obracanie, rozjaśnianie, przyciemnianie, rozmywanie czy wyostrzanie obrazu [31, 32]. Zmiennymi podlegającymi eksperymentom w tym kontekście mogą być więc typ przetworzeń oraz jego różne charakterystyki, np. kąt obrotu czy stopień rozmycia.

Na początku rozważań na temat tworzenia nowego rozwiązania na podstawie wybranego modelu wspomniano o dwóch zestawach decyzji. Pierwszy z nich - dobór wartości hiperparametrów, jak opisano wyżej, służy stworzeniu modelu skutecznie rozwiązującego określone zadanie. Opisywana skuteczność mierzona jest za pomocą wybranych przez wykonującego miar dokładności. W tym miejscu nasuwa się pytanie o to, jak wykorzystać posiadany zbiór danych referencyjnych, aby stworzyć poprawnie działający model oraz rzetelnie ocenić jego skuteczność. Jest to drugi ze wspominanych zestawów istotnych decyzji, prowadzących do zbudowania rozwiązania opartego o głębokie sieci neuronowe. W zadaniach z zakresu klasycznego uczenia maszynowego zbiór referencyjny dzielony jest na zbiór uczący (ang. training set) oraz zbiór testowy (ang. test set). Pierwszy z nich służy wytrenowaniu modelu, a drugi ocenie jego dokładności. Proporcje dwóch wymienionych zbiorów często ustala się na odpowiednio 70/30 [29]. W zadaniach wykorzystujących DNN pojawia się potrzeba wyszczególnienia dodatkowego zbioru – zbioru walidacyjnego/rozwojowego (ang. validation/development set). W takiej konfiguracji zbiór uczący, tak samo jak w podejściu klasycznym, służy wytrenowaniu modelu. Zadaniem zbioru walidacyjnego jest porównanie dokładności kolejnych modeli, wytrenowanych dla różnych wartości hiperparametrów. Zbiór testowy służy natomiast wykonaniu niezależnej oceny dokładności finalnego rozwiązania. W przypadku zadania budowy modelu od podstaw, tj. z wykorzystaniem bardzo dużej liczby danych referencyjnych, należy również zmodyfikować proporcje opisywanych zbiorów. Przeważającą część danych należy przeznaczyć na stworzenie zbioru uczącego, a znacząco mniejsze na zbudowanie zbiorów walidacyjnego i testowego. Opisywane proporcje mogą wynosić odpowiednio np. 98/1/1 lub 99.5/0.4/0.1 [29]. Wysoki udział zbioru treningowego jest warunkowany potrzebą ustalenia wielu parametrów DNN. Relatywnie małe udziały zbiorów walidacyjnego i testowego wynikają z faktu, że nawet niewielka wartość procentowa przekłada się na znaczącą bezwzględną liczbę przykładów, a więc rzetelną ocenę modeli. Finalnie należy stwierdzić, że decyzje co do tego jakie zbiory wyszczególnić oraz jakie ustalić między nimi

proporcje powinny być podjęte indywidualnie dla danego zadania. Tym bardziej, że opisywany sposób postępowania, tj. trening, walidacja modelu, przetestowanie modelu, można już nazwać obecnie (rok 2023) podejściem tradycyjnym [33]. Jako że pozyskanie i wstępne przygotowanie danych referencyjnych jest bardzo czasochłonne, a podobne rozwiązania konkurują ze sobą pod kątem czasu publikacji, powstał trend rezygnacji ze zbioru testowego. Jak tłumaczy prof. Andrew Ng, skuteczność tak stworzonego rozwiązania ocenia się na podstawie efektów, tj. w produkcji. Jeśli zaistnieje potrzeba, odpowiednie dane testowe mogą zostać dodane na dalszych etapach pracy.

W niniejszym rozdziale opisano szereg różnych typów sieci neuronowych, wskazując spłotowe jako dedykowane przetwarzaniu obrazów. Wspomniano również o istnieniu innego typu głębokich sieci neuronowych służącemu temu celowi – transformatorów widzenia. Architekturę pierwszego transformatora opracowali członkowie zespołu Google Research i przedstawili w artykule zatytułowanym "Attention Is All You Need" opublikowanym w 2017 r. [34]. Opisywany pierwszy transformator służył zadaniu z zakresu przetwarzania języka naturalnego (ang. Natural Language Processing – NLP) – tłumaczeniu tekstu pomiędzy dwoma językami. W 2019 r. zespół z Politechniki w Luizjanie zaproponował architekturę pierwszego transformatora widzenia [35], a w 2021 r. została ona bardziej dokładnie zbadana przez członków zespołu Google Research, a wyniki opublikowano w artykule zatytułowanym "An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale" [36].

Poglądową architekturę transformatora widzenia przedstawiono na rys. 14. Dane wejściowe każdego transformatora muszą mieć charakter sekwencji/ciągu, dlatego pierwszym etapem przetwarzania jest stworzenie sekwencji z obrazu wejściowego. Odbywa się to na drodze podzielenia go na trójwymiarowe bloki (ang. patch) o wymiarach P × P × C, gdzie P oznacza liczbę pikseli tworzących wycinek, a C oznacza liczbę kanałów. We wspominanym wcześniej artykule zespołu Google Research, wymiary te wynosiły 16×16×3, co znalazło odzwierciedlenie w tytule artykułu. W kolejnym kroku przetwarzania bloki zostają wypłaszczone do wektorów i połączone z wektorami pozycyjnymi (ang. position embeddings) pozwalającymi na zachowanie informacji o przestrzennym rozmieszczeniu poszczególnych bloków. Tak przygotowane dane są następnie przetwarzane przez transformator. Jego głównym zadaniem jest obliczenie wskaźników uwagi (ang. attention score) – powiązań pomiędzy poszczególnymi parami bloków. Transformator zawiera kilka głów obliczających tę miarę (ang. multi-head attention), a każda z nich na drodze uczenia może wyspecjalizować się w wykrywaniu innych rodzajów relacji istniejących w danych obrazowych. Ostatnim elementem

architektury jest tzw. głowa klasyfikacji (ang. classification head) pozwalająca obliczyć prawdopodobieństwo przynależności obrazu do danej klasy [36].



Rys. 14. Poglądowy schemat architektury transformatora wizji (źródło: [36])

Znajomość architektury ViT pozwala wskazać jej przewagi nad architekturą CNN. Po pierwsze, sposób działania ViT sprawia, że nie wszystkie piksele obrazu są traktowane na równi. Filtry warstw splotowych CNN przetwarzają cały obraz w ten sam sposób, niezależnie czy analizie podlega piksel obiektu czy jego tła. W przypadku ViT wskaźniki uwagi pozwalają na większe skupienie się algorytmu na tych częściach obrazu, które są istotne dla danego zadania [37]. Z drugiej strony, obecność pewnych założeń wstępnych co do charakteru obrazu (ang. inductive bias) obecnych w CNN daje im inną przewagę nad ViT – wyższą dokładność w sytuacji uczenia na małym zbiorze danych [36]. Drugą zaletą ViT, w stosunku do CNN, jest bardziej bezpośrednie łączenie informacji z odległych od siebie części analizowanego obrazu [37]. W przypadku CNN analiza danego piksela odbywa się w zakresie lokalnego pola recepcyjnego, a informacje z poszczególnych pól łączone są w dalszych warstwach sieci. Architektura ViT pozwala powiązać różne bloki obrazu dużo bardziej bezpośrednio, poprzez wskaźnik uwagi.

Wyniki eksperymentów wykonanych przez zespół Google Research, porównujących dokładność uzyskiwaną dla architektur ViT i najskuteczniejszych CNN w zadaniu klasyfikacji, pozwala wskazać przewagę tych pierwszych. Różnice w dokładności uzyskane dla różnych zestawów danych są równe maksymalnie jednemu punktowi procentowemu [36]. W podgrupie zadań określonych jako "wyspecjalizowane", do których zaliczono obrazy medyczne i

satelitarne, dokładność najlepszych modeli ViT i CNN była jednak taka sama. Dodatkowo, eksperymenty przeprowadzone przez innych badaczy dla zadań detekcji i segmentacji [38, 39] częściowo wskazują na wyższą dokładność ViT, nie dając jednak jednoznacznej odpowiedzi co do przewagi jednego typu architektury nad drugim. Ważną zaletą CNN pod kątem praktycznego zastosowania w określonym zadaniu jest dojrzałość tego typu sieci. Skutkuje ona m.in. obecnością dużej liczby modeli wyspecjalizowanych w poszczególnych praktycznych zadaniach, np. wykrywaniu zabudowy na obrazach satelitarnych. Można jednak domniemywać, że elastyczność transformatorów oraz dostęp do bardzo dużych zbiorów danych wejściowych i mocy obliczeniowych spowoduje, że opisywana architektura będzie w niedługim czasie dominowała. Tego zdania zdaje się być m.in. Andrej Karpathy, ekspert AI, wskazujący na dużą moc oraz uniwersalność tej architektury dla różnych typów zadań [40].

2. PROCES SUKCESJI WTÓRNEJ

2.1. Definicja i geneza procesu

Jednym z procesów o dużym znaczeniu ekologicznym i gospodarczym jest tzw. sukcesja wtórna. Jest ona definiowana jako "kierunkowa zmiana składu gatunkowego i wyglądu roślinności w czasie, dotycząca danego obszaru badawczego, którego klimat jest stały. (...) Sukcesja wtórna pojawia się na obszarach o zakłóconej równowadze ekologicznej np. obszarach przekształconych na cele rolnicze, a następnie porzuconych" [41, tłumaczenie własne]. Istnieją różne teorie sukcesji wtórnej, tłumaczące proces zmiany składu gatunkowego oraz struktury roślinności w czasie. Przykładowo hipoteza "ułatwiania" (ang. facilitation) opisuje zmiany sukcesyjne jako "występujące etapowo w formie inwazji grup gatunków (...), gdzie obecność określonej grupy gatunków tworzy środowisko odpowiednie dla pojawienia się kolejnej grupy i tym samym ułatwia dalsze zmiany" [41, tłumaczenie własne]. Przykład przebiegu sukcesji na siedlisku borowym opisał Krawczyk R. i in. (2021) [42] za Falińskim J.B. (1986) [43]. W omawianym przykładzie proces rozpoczął się od pojawienia się w płatach murawy piaskowej pojedynczych jałowców. W następnym etapie zbiorowiska roślinne ewoluowały formując "zarośla jałowcowe z pojedynczymi niskimi sosnami i osikami". Kolejny etap stanowiła "inwazja osiki" skutkująca osiągnięciem fazy młodego lasu jałowcowo-osikowego. Finalnie przemiany roślinności doprowadziły do wykształcenia drzewostanu, w którym głównymi gatunkami warstwy drzew były osika, brzoza, sosna, świerk, a w warstwie krzewów pojawiła się kruszyna. Przedstawiona etapowość procesu sprawia, że możliwym jest wyróżnienie określonych, nazwanych stadiów sukcesji wtórnej. Jednym z najczęściej stosowanych podejść jest to wypracowane przez Clements'a (1916) [44], wyróżniające stadium inicjalne, przejściowe i terminalne.

Warto zaznaczyć, że sukcesja wtórna jest procesem odmiennym od sukcesji pierwotnej, która "pojawia się na obszarach wcześniej pozbawionych roślinności" [41, tłumaczenie własne]. Jak wskazuje Szwagrzyk J. (2004) [45], sukcesja pierwotna jest procesem rzadkim w skali globu, a przykłady obszarów, na jakich może się pojawić obejmują "piaszczyste wydmy, silne osuwiska czy tereny zniszczone przez wybuch wulkanu". Sukcesja wtórna jest także różna od nasadzeń/zalesień z którymi wiąże się zagadnienie sukcesji wtórnej "wymuszonej" [42] – ze względu na swoją naturalną, spontaniczną genezę. Inny początek obu procesów warunkuje różnice w kształtującej się "strukturze zbiorowisk roślinnych" [42]. Jak opisuje Krawczyk R. i in. (2021) [42], obszary nasadzeń cechuje zbliżony wiek osobników, brak wielowarstwowości

(runa, krzewów, drzew) brak fazowości rozwoju oraz obecność wyłącznie gatunków, które docelowo będą tworzyć las. Szwagrzyk J. (2004) [45] zwraca dodatkowo uwagę na znaczącą "równomierność" osobników tworzących sztuczne nasadzenia. W efekcie naturalnej sukcesji wtórnej kształtuje się zróżnicowany krajobraz wynikający z "różnowiekowości, różnogatunkowości i wielowarstwowości powstałych układów roślinnych" [42]. Finalnie warto również zaznaczyć, że rozwój sukcesji wtórnej (naturalnej lub "wymuszonej") i osiągnięcie stadium dojrzałości lasu, nie jest jednoznaczne z powrotem do stanu sprzed wylesienia. Przeszłe rolnicze użytkowanie terenu wpływa na charakterystykę powstałego lasu, np. poprzez "specyficzne właściwości gleb porolnych" [42]. Z tego powodu wyróżnia się tzw. "lasy stare" oraz "wtórne". Jak podaje Krawczyk R. i in. (2021) [42] za Peterken G. (1977) [46] i Rackham O. (1980) [47], "lasy stare to takie, które zachowały ciągłość pokrywy leśnej przez okres dłuższy niż 200 lat (...), natomiast lasy powstałe na gruntach w przeszłości użytkowanych rolniczo to lasy wtórne".

Jak tłumaczy Krawczyk R. i in. (2021) [42], duża część Europy (w tym Polska), północnowschodnia część USA oraz znaczna powierzchnia Chin leżą w obszarze tzw. lasów strefy umiarkowanej, "których historia sięga ostatniego zlodowacenia, tj. ok. 10 tys. lat". Opisywany obszar, ze względu na swoje warunki klimatyczne, stanowi atrakcyjne miejsce dla rozwoju działalności ludzkiej. Lasy strefy umiarkowanej podlegały licznym zmianom wynikającym z tej działalności. Znaczna część obszarów została wylesiona w celu ich zajęcia na potrzeby rolnicze. Początkowo (ok. V tysiąclecia p.n.e.) skala wylesiania nie była duża ze względu na niską gęstość zaludnienia, pomimo stosowania ekstensywnego systemu rolnego związanego z wypalaniem i częstą rotacją pól uprawnych. Już w tym okresie część obszarów rolniczych była porzucana, co sprzyjało inicjowaniu sukcesji wtórnej oraz odtwarzaniu lasu. Dodatkowym czynnikiem wpływającym na tzw. "utrwalanie przestrzeni otwartych" był wypas zwierząt hodowlanych i tworzenie pastwisk [42]. Dalsze pogłębienie wylesiania obszaru Polski było związane z rewolucją przemysłową, urbanizacją i wzrostem liczby ludności. Zmniejszanie powierzchni lasów zaczęło być rezultatem zarówno wycinki na cele związane z produkcją żywności, jak również pozyskiwaniem surowca drzewnego. W rezultacie szacowana powierzchnia lasów Polski w 1945 r. wynosiła jedynie 20,8% [42]. Odwrotny trend, tj. zwiększanie lesistości kraju, nastąpiło przede wszystkim po I i II wojnie światowej. Aktywnie zalesiano obszary opuszczonych gruntów ornych i pastwisk, a także "trzcinniczysk, wydm i nieużytków przemysłowych" [42]. W rezultacie lesistość Polski zwiększyła się do ok. 30%

odnotowywanych obecnie. Większość zalesień była wynikiem działań człowieka, ale część przypisuje się również naturalnej sukcesji wtórnej.

Badania różnych autorów – m.in. Koleckiej (2021) [48] – wskazuja, że proces sukcesji wtórnej postępuje na obszarach nieużytkowanych również obecnie. Informacji na temat powierzchni sukcesji wtórnej w Polsce oraz jej zmian w czasie dostarcza Rocznik Statystyczny Leśnictwa 2022 wydawany przez GUS [49]. Zestawienie pt. "Hodowla lasu" wskazuje, że powierzchnia tzw. "zalesień powstałych w wyniku sukcesji naturalnej" w latach 2010, 2015, 2020 i 2021 wynosiła odpowiednio 207, 194, 82 i 45 ha. Jednocześnie było to ok. kilkadziesiąt razy mniej niż w przypadku powierzchni produkcyjnej szkółek leśnych i ok. kilkaset razy mniej niż w przypadku powierzchni odnowień i zalesień. Warto zwrócić uwagę, że sukcesja wtórna opisywana w tym zestawieniu jest definiowana jako "uprawy leśne powstałe w wyniku procesu kolejnych, naturalnych przemian roślinności (sukcesji) na odłogowanych użytkach rolnych i nieużytkach, prowadzace do zmiany charakteru użytkowania gruntów z nieleśnego na leśny". Ta pozycja charakteryzuje więc jedynie finalne stadium sukcesji. Informacji na temat pośrednich stadiów rozwoju sukcesji wtórnej potencjalnie mógłby dostarczyć raport z Wielkoobszarowej Inwentaryzacji Stanu Lasów za lata 2018-2022 [50]. Jednym z elementów podlegających pomiarom były tzw. "lasy poza ewidencją". Są to "obszary z roślinnością leśną niebędące lasami według zapisów Ewidencji Gruntów i Budynków (EGiB), o zwartej powierzchni co najmniej 0,10 ha i pokryciu powierzchni koronami drzew wynoszącym więcej niż 10%". Roślinność ta nie jest więc dostatecznie rozwinięta, aby oznaczyć ją jako las w EGIB (jak wspomina Jabłoński M. (2015) [51], przykładowo oznaczenie obszaru zalesionego jako las wymaga 50 i 70% pokrycia powierzchni, odpowiednio dla sukcesji wtórnej i zalesień sztucznych wykonywanych w ramach Programu Rozwoju Obszarów Wiejskich). Podlega jednak definicji lasu raportowanej na potrzeby konwencji klimatycznej, co wymusiło konieczność jej monitorowania [51]. Sposób definiowania "lasów poza ewidencją" powoduje jednak, że naturalna sukcesja wtórna jest charakteryzowana łącznie z zalesianiem, uniemożliwiając poznanie struktury wiekowej lub gatunkowej samej sukcesji. Finalnie, informacji na temat skali sukcesji wtórnej cechującej Polskę na tle Europy dostarcza grafika stanowiąca element publikacji przeglądowej dotyczącej "przywracania natury" (ang. rewilding) europejskim krajobrazom [52]. Podobnie jak w przypadku raportu z Wielkoobszarowej Inwentaryzacji Stanu Lasów, sukcesja wtórna jest tu traktowana łącznie z zalesianiem gruntów rolnych (rys. 15). Grafika, stanowiąca autorską perspektywą na

opisywane zagadnienie, pozwala jednak zauważyć, że proces będzie najprawdopodobniej nieco mniej zaawansowany niż w sąsiednich państwach.



Rys. 15. Lokalizacja skupisk opuszczonych gruntów rolnych, które są przewidywane do zalesienia lub sukcesji wtórnej w 2030 r. (źródło: [52])

2.2. Istotność sukcesji wtórnej

Proces sukcesji wtórnej w kontekście Europy dotyka wielu aspektów i jest ściśle powiązany ze zmianami społeczno-ekonomicznymi zachodzącymi na tym obszarze. Z jednej strony sukcesja wtórna postrzegana jest w sposób negatywny – jako zagrożenie dla bioróżnorodności cennych siedlisk przyrodniczych (szczególnie ekosystemów nieleśnych o charakterze półnaturalnym), ocenianej w skali lokalnej. Te siedliska wykształciły się w większości w wyniku działalności rolniczej (np. siedliska łąkowe) i mogą być utracone w przypadku jej zaprzestania, a następnie całkowitej przebudowy struktury roślinności, co jest przejawem zmian sukcesyjnych. Innym, obok ograniczania lokalnej bioróżnorodności, poruszanym przez badaczy negatywnym aspektem sukcesji wtórnej jest zwiększanie ryzyka pożarów ze względu na większą ilość dostępnej biomasy i zmianę warunków wodnych. Sukcesja wtórna ma jednak również pozytywne strony. Jedną z nich jest pochłanianie dwutlenku węgla z atmosfery, co tym samym oznacza jej uczestnictwo w ograniczaniu zmian klimatu [53]. Kolejną stanowi kształtowanie nowych nisz ekologicznych. Wśród zalet procesu badacze wymieniają również walory rekreacyjne [52].

Wieloaspektowość procesu sukcesji sprawia, że istnieje wiele potencjalnych kierunków rozwoju obszarów objętych sukcesją wtórną. Należą do nich m.in. intensyfikacja użytkowania rolniczego, stworzenie krajobrazu wielofunkcyjnego, zalesienie, odbudowa zasobów przyrodniczych na obszarach zdegradowanych (ang. restoration), zachowanie krajobrazu seminaturalnego oraz urbanizacja [53]. Podejmowanie decyzji co do sposobu zagospodarowania przestrzennego takich obszarów powinno wynikać z lokalnych i regionalnych potrzeb definiowanych przez daną społeczność, warunków ekologicznych oraz specyfiki przyrodniczej obszaru. Opisywane podejmowanie decyzji wymaga także informacji na temat charakteru procesu sukcesji wtórnej zachodzącego na danym obszarze. Takie informacje mogą umożliwić np. wskazanie obszarów koniecznej ochrony czynnej lub sposobu przeprowadzania sztucznego zalesienia, które będzie spójne z kierunkiem naturalnych zmian [42, 45]. Charakterystykę różnych podejść do monitorowania procesu sukcesji wtórnej przedstawiono w rozdziale 3.

3. MONITORING SUKCESJI WTÓRNEJ

3.1. Monitoring naziemny

Miejscami szeroko zakrojonego monitoringu naziemnego procesu sukcesji wtórnej są obszary chronione Natura 2000. Monitorowanie omawianego procesu na tych obszarach wynika z istotności sukcesji jako zagrożenia dla zachowania lub odtworzenia wielu chronionych nieleśnych siedlisk przyrodniczych, np. łąkowych i pastwiskowych. Źródłowy akt prawny warunkujący konieczność monitorowania siedlisk Natura 2000 stanowi tzw. dyrektywa siedliskowa, będąca elementem prawa Unii Europejskiej [54]. Polskie przepisy prawne regulują ten monitoring w ustawie o ochronie przyrody [55], wyróżniając pojęcie monitoringu przyrodniczego rozumianego jako proces, który "polega na obserwacji i ocenie stanu oraz zachodzących zmian w składnikach różnorodności biologicznej i krajobrazowej, w tym typów siedlisk przyrodniczych oraz gatunków bedacych przedmiotem zainteresowania Wspólnoty, ze szczególnym uwzględnieniem typów siedlisk przyrodniczych i gatunków o znaczeniu priorytetowym, a także na ocenie skuteczności stosowanych metod ochrony przyrody". Opisywany polski monitoring przyrodniczy prowadzony w ramach systemu Państwowego Monitoringu Środowiska (PMŚ) obejmuje więc de facto zarówno obszary siedlisk Natura 2000, jak również inne obszary cenne przyrodniczo z perspektywy kraju, np. zagrożone [56]. Obserwacje terenowe wykonywane w odniesieniu do siedlisk Natura 2000 są wykorzystywane do zdefiniowania zadań ochronnych w ramach tzw. Planu zadań ochronnych (PZO)/Planu ochrony (PO) danego obszaru Natura 2000, a także następnie do sporządzania raportu z wykonania tych zadań. Opisywane plany są aktami prawa miejscowego zdefiniowanymi w ustawie o ochronie przyrody [55] i rozporządzeniu Ministra Środowiska z dnia 17 lutego 2010 r. w sprawie sporządzania projektu planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000 [57]. PZO jest sporządzany na 10, a PO na 20 lat. Raport z wdrażania zadań ochronnych jest natomiast opracowywany co 6 lat.

Podstawą opisywanego monitoringu obszarów Natura 2000 są badania terenowe na stanowiskach monitoringowych, które po zagregowaniu służą opracowaniu oceny stanu ochrony siedlisk przyrodniczych "na poziomie regionów biogeograficznych i w skali całego kraju" [58]. Jak wyjaśniono w Przewodniku metodycznym Inspekcji Ochrony Środowiska "Monitoring siedlisk przyrodniczych, część druga" [58], "stanowisko monitoringowe jest to w miarę jednolity obszar badanego siedliska przyrodniczego, charakteryzujący się jednorodnym stanem zachowania, wyraźnie wyodrębniony i łatwy do opisania w terenie. Wielkość stanowisk
jest bardzo zróżnicowana (...)". Każde stanowisko jest oceniane poprzez przypisanie mu oceny ogólnej, na którą składają się trzy parametry: "powierzchnia siedliska w obszarze", "specyficzna struktura i funkcje", "perspektywy ochrony siedliska" [58]. Pierwszy i trzeci parametr są takie same dla wszystkich siedlisk. Drugi natomiast składa się ze wskaźników, które są odpowiednie dla oceny danego typu siedliska.

Proces sukcesji wtórnej jest charakteryzowany jako jeden ze wskaźników jedynie dla tych typów siedlisk, dla których stanowi on istotne zagrożenie. Może być on definiowany na drodze odmiennych wskaźników o różniących się waloryzacjach. W przypadku siedliska 4030 – Suche wrzosowiska, ten wskaźnik nazywa się "zarośnięcie przez drzewa" i jest definiowany jako "procentowy udział powierzchni zarastającej przez poszczególne gatunki drzew drzewami na transekcie", uwzględniając zarówno sukcesję naturalną, jak i sztuczną. Wskaźnik jest waloryzowany w podziale na trzy klasy stanu siedliska: właściwy (FV) <10%, niezadowalający (U1) 10-30% i zły (U2) >30% [58]. Wskaźnik charakteryzujący proces sukcesji wtórnej na siedlisku 6410 – Zmiennowilgotne łąki trzęślicowe, nazywa się "ekspansja krzewów i podrostu drzew" i jest definiowany jako "lista gatunków oraz procentowy udział w poszczególnych warstwach" [56]. Wskaźnik jest waloryzowany w podziale na trzy klasy stanu siedliska: właściwy (FV) <5%, niezadowalający (U1) 5-20% i zły (U2) >20% [56]. Dodatkowo, w obu przypadkach, wskaźnik charakteryzujący sukcesję został uznany jako kardynalny, czyli szczególnie istotny dla oceny stanu siedliska.

Finalnie warto zwrócić uwagę na założenia, jakie przyświecały autorom opisanego systemu monitoringu siedlisk. Po pierwsze, monitoring powinien być prowadzony według "jednolitego schematu organizacyjno-metodycznego" [58], gwarantującego porównywalność wyników w czasie. Po drugie, stanowiska monitoringowe powinny być reprezentatywne dla siedliska, m.in. pod względem rozmieszczenia geograficznego i stopnia zagrożenia. Po trzecie, wybrane wskaźniki powinny być stosunkowo łatwe do zmierzenia. Tak zdefiniowane wartości, lub inaczej potrzeby, wskazują na zasadność włączania analiz teledetekcyjnych do procesu monitoringu siedlisk. O potencjale tego rodzaju danych wspomniano m.in. w Wytycznych GDOŚ do opracowania planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000 [59]. Bardziej szczegółowy opis danych teledetekcyjnych i możliwości ich wykorzystania w procesie monitorowania sukcesji wtórnej omówiono w kolejnym podrozdziale.

3.2. Monitoring teledetekcyjny

Alternatywą lub uzupełnieniem pomiarów terenowych służących monitorowaniu procesu sukcesji wtórnej moga być badania teledetekcyjne. Teledetekcja (ang. remote sensing), według definicji prof. Kurczyńskiego [60] jest "dziedzina zdalnego badania obiektów, oparta na rejestracji promieniowania elektromagnetycznego". Miedzynarodowe Towarzystwo Fotogrametrii i Teledetekcji (ang. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) określiło ją natomiast jako "dziedzinę nauki i techniki pozyskiwania, przetwarzania i analizowania zobrazowań, w powiązaniu z innymi danymi fizycznymi charakteryzującymi Ziemię i inne planety, korzystając z sensorów satelitarnych, lotniczych i naziemnych" [61]. Wspominane w rozdziale pierwszym obrazy satelitarne stanowią więc jeden z typów danych podlegający badaniom w teledetekcji. Analiza przedstawionych definicji pozwala stwierdzić, że metody teledetekcyjne mają wiele zalet względem pomiarów naziemnych. Jest to prawdą zarówno w zakresie monitorowania sukcesji wtórnej, jak również innych obiektów i zjawisk. Po pierwsze, teledetekcja pozwala na wykonanie badań o charakterze powierzchniowym, a nie punktowym. Dzięki temu możliwym staje się pozyskanie informacji o całym obszarze analizy, a nie jedynie jego fragmentach. Rezultaty takich badań będą więc bardziej dokładne oraz pozwolą na pełniejsze zrozumienie analizowanego zjawiska. Po drugie, wybór metody teledetekcyjnej sprawia, że znaczna część pracy jest wykonywana w sposób kameralny, często umożliwiając także jej zautomatyzowanie. Skutkuje to szeregiem zalet względem pomiarów naziemnych, do których należą często krótszy czas otrzymania finalnej informacji oraz obniżone koszty. Te zalety nie są jednak zasadą. Koszt rozwiązania wykorzystującego metody teledetekcyjne może być wyższy ze względu na bardziej specjalistyczny charakter danych (np. obrazy hiperspektralne). Jeśli proces wytworzenia finalnego produktu nie jest w pełni zautomatyzowany, czas jego dostarczenia również może być dość długi. Istotną z punktu widzenia monitorowania różnych zjawisk, w tym procesu sukcesji wtórnej, jest możliwość wykonania analizy historycznej. Jest to możliwe dzięki wykorzystaniu danych archiwalnych, np. obrazów lotniczych pozyskanych wcześniej na inne cele i umieszczonych w zasobie krajowym lub obrazów satelitarnych pozyskanych wcześniej w sposób regularny lub celowany - do innego projektu. Innymi słowy, w momencie podjęcia decyzji o rozpoczęciu monitorowania określonego zjawiska, pomiary terenowe zazwyczaj rozpoczynają się od zera. Nowe wyniki monitoringu teledetekcyjnego można natomiast odnieść do rezultatów uzyskanych dla danych historycznych. Stwarza to większy kontekst badań, wspomagając zrozumienie zjawiska. Podejście teledetekcyjne nie jest jednak pozbawione wad. Z pewnością najważniejszą z nich jest ograniczona rozdzielczość przestrzenna i szczegółowość tematyczna produktów teledetekcyjnych w porównaniu do pomiarów terenowych. Ze względu na omówione zalety i wady obu metod - terenowej i teledetekcyjnej, wskazanym wydaje się więc tworzenie rozwiązań hybrydowych, uzupełniających uznaną metodę terenową o możliwości oferowane przez metodę teledetekcyjną. W kontekście monitoringu sukcesji wtórnej na obszarach Natura 2000, analizy teledetekcyjne mogą być potencjalnie wykonane na kilku różnych etapach pracy. Po pierwsze można wykorzystać je przed rozpoczęciem procesu monitoringowego do oszacowania stopnia zagrożenia sukcesją wtórną całości poszczególnych obszarów Natura 2000. W ten sposób wskazanie obszarów, dla których proces powinien być monitorowany w postaci wskaźnika "specyficznej struktury i funkcji", będzie bardziej dokładne. Ponadto, informacja o stopniu zagrożenia procesem w poszczególnych częściach obszarów może być wykorzystana do wybrania reprezentatywnych, zróżnicowanych stanowisk monitoringu naziemnego. Autorzy "Wytycznych GDOŚ do opracowania planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000" [59] wskazują również na istotność aktywności odbywającej się w czasie trwania monitoringu, tj. prowadzenia tzw. dodatkowego programu monitoringu lokalnego. Wśród celów tego monitoringu wskazuja "uzyskanie specyficznych sygnałów ostrzegawczych o zagrożeniach dla przedmiotu ochrony". W tym zadaniu analizy teledetekcyjne mogą umożliwić na przykład wskazanie miejsc szczególnie dynamicznego rozwoju sukcesji wtórnej. Finalnie, analizy danych teledetekcyjnych mają potencjał do weryfikacji wykonania zadań ochronnych polegających na usunięciu drzew i krzewów rozprzestrzeniających się w efekcie procesu sukcesji.

W celu zapoznania się z charakterem badań, które przeprowadzono dotychczas w temacie monitorowania sukcesji wtórnej z wykorzystaniem teledetekcji, wykonano szeroką kwerendę bibliograficzną. Zrealizowano ją na platformie internetowej Google Scholar [62], wyszukując hasła w języku angielskim i polskim. Hasła obejmowały popularne sformułowania odnoszące się do procesu sukcesji wtórnej, tj. sukcesja wtórna (ang. secondary succession), wkraczenie krzewów (ang. bush/shrub/woody plant encroachment), drzewa i krzewy sukcesji (ang. succession trees and shrubs), zaprzestanie użytkowania gruntów rolnych (ang. agricultural land abandonment). Hasła uwzględniały również element wskazujący na przestrzenny charakter poszukiwanych badań, tj.: monitorowanie (ang. monitoring), kartowanie (ang. mapping), teledetekcja (ang. remote sensing) oraz uczenie maszynowe (ang. machine learning). Część z haseł wskazywała także potencjalne miejsca występowania sukcesji wtórnej, które mogły być zawarte jako słowa kluczowe opisujące obszar badawczy. Do opisywanych sformułowań należały: obszary chronione (ang. protected areas), obszary Natura 2000 (ang. Natura 2000 areas), obszary rolnicze (ang. agricultural land) oraz użytki zielone (ang. meadows, grasslands).

Wykonanie przeglądu literatury w pierwszej kolejności pozwoliło stwierdzić, że opracowywane produkty sa bardzo zróżnicowane. Można domniemywać, że wynika to m.in. z dość "miękkiej" definicji procesu sukcesji, pozwalającej postrzegać ją w różny sposób. Może być to także wynikiem różnego charakteru zadań, jakim ma służyć finalny produkt, jak również odmiennego potencjału kartowania procesu z użyciem określonych danych teledetekcyjnych i metod ekstrakcji informacji. Pierwszą cechą różnicującą analizowane badania był aspekt sukcesji wtórnej, który podlegał kartowaniu. Znaczna część badań była skupiona na wyznaczaniu zasięgu przestrzennego sukcesji, prawdopodobnie najbardziej bezpośredniego i istotnego aspektu omawianego procesu. Zasięg ten był wyrażany w różny sposób – poprzez kartowanie zasiegu przestrzennego pojedynczych osobników w formie segmentów [63, 64, 65, 66, 67, 68], poprzez zdefiniowanie opisywanego zasięgu jako ciągłego obszaru o "twardo", tj. zerojedynkowo wskazanych granicach [69, 70, 71, 72, 73, 74], a także poprzez zdefiniowanie zasięgu jako ciągłego obszaru uwzględniającego cząstkowe pokrycie (ang. fractional cover) w każdym polu badawczym (pikselu lub grupie pikseli) [75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 84]. Dodatkowo, w przypadku drugiego z wymienionych podejść, zasięg sukcesji często był również postrzegany jako jeden z typów pokrycia terenu [85, 86, 87, 88, 89, 90, 91]. Zasięg sukcesji stanowił wówczas jedną z klas legendy mapy typów pokrycia terenu danego obszaru. Część badaczy opracowywała również produkty zgodnie z drugim podejściem, zwiększając jednak ich szczegółowość tematyczną poprzez wyróżnianie kilku stadiów sukcesji. Sposób definiowania poszczególnych stadiów był bardzo zbliżony i stanowił kombinację kilku parametrów, m.in. biomasy osobników, ich wysokości, pierśnicy, gęstości rozmieszczenia osobników oraz składu gatunkowego [92, 93, 94, 95]. Opisywane badania w każdym z przypadków opierały się na budowaniu relacji statystycznej pomiędzy stadiami oznaczonymi na drodze pomiarów terenowych i zmiennymi opracowanymi na podstawie obrazów teledetekcyjnych (np. wskaźnikiem spektralnym lub miarą tekstury). Można więc stwierdzić, że powstały wynik zawiera łączną informację o wspomnianych wyżej parametrach, np. biomasie czy wysokości pojedynczych osobników. Biorąc pod uwagę znaczące możliwości, jakie oferują obecnie sieci neuronowe i obrazy teledetekcyjne o wysokiej rozdzielczości, stosownym wydaje się tworzenie produktów powalających na identyfikację pojedynczych osobników i określenie ich właściwości. W takim podejściu wyróżnione pojedyncze obiekty

mogą być następnie agregowane w celu stworzenia mapy stadiów sukcesji - produktu potencjalnie łatwiejszego w bezpośredniej interpretacji i podejmowaniu decyzji. Przykładem badań nakierowanych na szacowanie biomasy pojedynczych krzewów są badania Zhao Y. i in. (2021) [63]. Biomasa sukcesji wtórnej i zbliżonych procesów była również kartowana przez innych autorów, nie były to jednak badania odniesione do pojedynczych osobników [96, 97, 98, 99]. Ostatnim z wyróżniających się w przeglądzie literatury aspektem sukcesji wtórnej podlegającym badaniom był skład gatunkowy. Produkty umożliwiające kartowanie gatunków sukcesji były dość zróżnicowane. Podobnie jak w przypadku omówionego zasięgu przestrzennego sukcesji, zasięgi przestrzenne gatunków także przybierały różną postać pojedynczych obiektów (tu z przypisaną klasą) [100, 101, 102, 103, 104, 105, 106], ciągłego obszaru o "twardo" zdefiniowanych granicach [107, 108, 109, 110, 111, 112, 113, 114] oraz o cząstkowym udziale danego gatunku w polu badawczym [115]. Istotnym czynnikiem różnicującym poszczególne badania była również liczba wyróżnianych klas – gatunków, taksonów lub ogólniej typów roślinności, która wahała się od 4 do 12, odzwierciedlając zróżnicowanie roślinności analizowanego obszaru oraz potencjał kartowania gatunków z wykorzystaniem wybranych przez autorów danych i metod. Na koniec warto uzupełnić również, że wspomniane powyżej określenie "pojedyncze obiekty" nie jest w pełni precyzyjne. Opisywane segmenty były wynikiem klasyfikacji obiektowej lub segmentacji semantycznej na danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej. Zamieszczone w artykułach mapy wynikowe pozwalają stwierdzić, że wynik jest "w skali" pojedynczych obiektów, ale nie w każdym przypadku grupa obiektów występujących koło siebie była rozdzielona na poszczególne osobniki.

Analizowany w badaniach aspekt sukcesji wtórnej to nie jedyna zmienna różniąca je od siebie. Kolejną istotną różnicą był charakter obszaru badań w rozumieniu typu ekosystemu. Jak wyjaśniono w rozdziale drugim, sukcesja wtórna nie jest procesem unikalnym dla Polski i występuje na wielu szerokościach geograficznych. W przypadku analizowanych badań były to m.in. obszary położone w Europie – wydmy w Holandii (obszar Natura 2000) [100], obszary śródziemnomorskie Portugalii i Hiszpanii [69, 76, 78, 79], obszary górskie Szwajcarii [75] oraz wyżynne Słowenii (obszar Natura 2000) [68]. Badania nad monitorowaniem sukcesji wtórnej prowadzono także w Azji – na obszarach stepowych Mongolii i Chin [63, 66, 77], w zróżnicowanym krajobrazie Kirgistanu [71], a także na obszarach górskich Chin [70]. Część badań dotyczyła również USA – obszarów pustynnych w stanach Arizona i Nowy Meksyk [64, 65, 74] oraz wyżynnych w stanie Idaho [72]. Finalnie, wiele badań dotyczyło także kontynentu

afrykańskiego – obszarów sawanny [73, 81, 82, 83, 84] oraz lasów tropikalnych [93, 94, 95, 97, 116]. Warto zwrócić uwagę, że typ obszaru, który podlega badaniom, determinuje zarówno gatunki sukcesji, jakie będą tam występowały, ich różnorodność, ale także charakter otoczenia. Można więc zauważyć, że poszczególne typy obszarów badawczych różnią się potencjalnym poziomem trudności cechującym zadanie wykrycia obiektów czy klasyfikacji gatunków. Przykładowo, użycie metody odcięcia po wysokości z wykorzystaniem modelu wysokościowego będzie zapewne bardzo skutecznym podejściem do wyznaczenia zasięgu sukcesji na pustyni, nie sprawdzi się jednak tak samo dobrze w zróżnicowanym krajobrazie Słowenii.

Kolejnym aspektem różnicującym analizowane badania był typ wykorzystanych danych teledetekcyjnych. Przeglad omawianej literatury pozwala zauważyć, że korzystano z danych pozyskanych zarówno z pułapu satelitarnego, lotniczego i z niskiego (Bezzałogowych Statków Latajacych – BSL). Każdy z tych pułapów determinował skale opracowywanego rozwiazania i w rezultacie jego potencjalne zastosowanie. Wśród wykorzystywanych obrazów satelitarnych znalazły się obrazy wielospektralne średniej i wysokiej rozdzielczości - Landsat [69, 70, 72, 76, 84, 87, 92, 93, 94], MODIS [77], Sentinel-2 [80, 90], SPOT-4 Vegetation [85] i EO-1 (sensor ALI) [86]. Wymienione typy obrazów łączono także z innymi wielospektralnymi obrazami satelitarnymi średniej i wysokiej rozdzielczości [71, 108, 112], obrazami satelitarnymi bardzo wysokiej rozdzielczości (ang. Very High Resolution Satellite - VHRS) [89] oraz obrazami lotniczymi [81] w celu stworzenia gęstszej serii czasowej. Część badaczy łączyła również wielospektralne obrazy satelitarne średniej i wysokiej rozdzielczości z innym typem danych – obrazami radarowymi Sentinel-1 [82] lub modelem wysokościowym [71, 108] w celu zwiększenia informatywności przyszłego zbioru zmiennych objaśniających. Dodatkowo, trzech autorów analizowanych badań [64, 66, 73] oparło je wyłącznie o obrazy satelitarne bardzo wysokiej rozdzielczości i obrazy lotnicze, czterech natomiast o hiperspektralne obrazy satelitarne – obrazy EnMap (symulowane) [78, 79], CHRIS PROBA [116] oraz EO-1 (sensor Hyperion) [99]. Dwóch badaczy korzystało również z radarowych obrazów satelitarnych ALOS PALSAR [83, 97]. Wiele badań nad sukcesją wtórną prowadzono również z wykorzystaniem danych lotniczych. Były to obrazy lotnicze RGB i CIR [65], a także zestawy łączące te obrazy z danymi wysokościowymi - produktami chmury punktów LiDAR lub chmury punktów z dopasowania obrazów [68, 74, 75, 88, 100]. Trzech badaczy wykorzystało dodatkowo lotnicze obrazy hiperspektralne – jako jedyne dane źródłowe [115] lub w połączeniu z danymi LiDAR [95, 109]. Wiele badań, publikowanych przede wszystkim po 2019 r., dotyczyło także wykorzystania danych z BSL. Typy sensorów były zbliżone do tych, jakie wymieniono dla danych lotniczych. Należały do nich obrazy RGB [91, 101, 105, 106, 113], obrazy hiperspektralne [111], a także zestawy łączące obrazy RGB lub wielospektralne z danymi wysokościowymi [63, 67, 102, 103, 104, 110]. Dodatkowo, jeden badacz korzystał wyłącznie z danych wysokościowych [107]. Inny łączył dane z BSL z danymi lotniczymi [114]. W jednych badaniach wykorzystano dane radarowe z BSL [98]. Na końcu przedstawionej analizy warto zwrócić uwagę, że nie zaobserwowano związku pomiędzy pułapem pozyskania danych czy typem wykorzystanych sensorów a aspektem sukcesji wtórnej, który podlegał badaniom. Jedynym wyjątkiem od tego wniosku wydaje się być wykorzystanie danych z BSL do kartowania gatunków sukcesji – wśród wszystkich analizowanych artykułów traktujących o tym temacie, w 11 wykorzystano dane z BSL, w 4 dane lotnicze, a jedynie w 2 dane satelitarne. Można domniemywać, że jest to wynikiem charakteru obiektów tworzących proces sukcesji wtórnej. Drzewa i krzewy rozwijające się w efekcie procesu sukcesji - szczególnie w początkowych jej stadiach - stanowią niewielkie obiekty, które dodatkowo występują w rozproszeniu i tylko w niektórych przypadkach tworzą zgrupowania osobników jednego gatunku. Ich poprawna identyfikacja z wykorzystaniem danych o niższej rozdzielczości przestrzennej, np. danych satelitarnych, jest więc dużo trudniejsza lub całkowicie niemożliwa, w przeciwieństwie do identyfikacji drzew w kompleksach leśnych.

Ostatnim istotnym aspektem różnicującym analizowane badania były zastosowane metody ekstrakcji informacji. Wykorzystywane podejścia były dostosowane do charakteru tworzonego produktu oraz danych wejściowych. Znacząca część badań opierała się o klasyfikację pikselową lasów losowych (ang. Random Forest – RF) [71, 73, 101, 109, 112, 114] oraz w mniejszym stopniu maszyn wektorów nośnych (ang. Support Vector Machine – SVM) [79]. W przypadku korzystania z danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej, często wybieranym podejściem była również klasyfikacja obiektowa [64, 65, 66, 67, 74, 100, 103, 104, 105]. Badania wykorzystujące to podejście wykonywano zarówno kilkanaście lat temu, jak również w ostatnich kilku latach. Istotną przewagą klasyfikacji obiektowej względem podejścia pikselowego jest potencjalnie wyższa dokładność finalnego produktu, wynikająca z możliwości uwzględnienia cech kontekstualnych, np. tekstury. Dodatkowo, produkt wyróżniający poszczególne obiekty jest często bardziej użyteczny. Obserwowanym przez badaczy mankamentem klasyfikacji obiektowej jest jednak trudność w stworzeniu modelu działającego skutecznie na wielu obszarach [117], tj. jego generalizacji. Tego mankamentu nie

ma kolejna grupa podejść – sztuczne sieci neuronowe. Ich skuteczność w badaniach sukcesji wtórnej przeanalizowało sześciu autorów [68, 102, 106, 110, 111, 113]. Opisywane badania opublikowano w latach 2020-2023 i podobnie jak w przypadku klasyfikacji obiektowej, stosowano je w celu analizy danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej. W przypadku danych teledetekcyjnych niższej rozdzielczości przestrzennej, jednym z najczęściej wybieranych podejść do kartowania sukcesji wtórnej było zastosowanie tzw. przeskalowania w górę (ang. upscaling). W tym kontekście przeskalowanie w górę oznacza zbudowanie relacji statystycznej pomiędzy pomiarami wykonanymi w terenie lub innymi zestawami danych (w analizowanych badaniach były to często produkty przetworzenia danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej) a wartościami radiometrycznymi pikseli danych niższej rozdzielczości przestrzennej (np. obrazami Landsat czy EnMAP). Opisywana relacja statystyczna w omawianych badaniach miała postać regresji wykonywanej z wykorzystaniem algorytmu lasów losowych [77, 80, 82, 83, 84], Maszyn Wektorów Nośnych [78] lub innych algorytmów [72, 81]. W pojedynczych badaniach wykorzystywano inne metody i były to m.in. klasyfikacja chmury punktów [107] oraz odmiksowywanie spektralne (ang. spectral unmixing) [76].

Badania, które przeprowadzono dla obszaru Polski, w przeważającej części odnosiły się do kartowania zasięgu przestrzennego procesu. Opisywany zasięg był wykorzystywany do oceny charakteru i dynamiki procesu, a także w powiązaniu z innymi danymi w celu wskazania czynników sprzyjających rozwojowi procesu. Badania prowadzono dla obszarów rolniczych/porolnych położonych w południowej części Polski [118, 119, 120, 121, 122, 123, 124, 125, 126, 127], a także okolic obszarów chronionych Puszczy Białowieskiej [128], Ostoi Olsztyńsko-Mirowskiej [129], Biebrzańskiego Parku Narodowego [130, 131, 132], Pustyni Błędowskiej [133], kopalni Fryderyk [134] oraz innych obszarów chronionych [132]. Przeważająca część badań skupiała się na skali lokalnej, tj. kartowaniu sukcesji wtórnej z wykorzystaniem danych o wysokiej rozdzielczości przestrzennej. Stosowane zbiory danych obejmowały dane LiDAR i produkty pochodne [118, 119, 121, 122], zbiory łączące obrazy lotnicze, produkty pochodne LiDAR lub obrazy satelitarne wysokiej rozdzielczości (Landsat, Sentinel-2 i PlanetScope) [120, 123, 124, 125, 126, 127, 131, 133, 134], a także zbiory łączące lotnicze obrazy hiperspektralne z danymi LiDAR [128, 129, 130, 132]. Dodatkowo, jedne badania dotyczyły skali całego kraju i wykonano je z wykorzystaniem obrazów satelitarnych Landsat [48]. Stosowane metody ekstrakcji informacji były zróżnicowane i uwzględniały fotointerpretację (w szczególności dla archiwalnych obrazów lotniczych niskiej jakości) [120,

123, 125, 126, 131, 133], odcinanie po wysokości z wykorzystaniem modelu wysokościowego [120, 121, 122, 123, 124, 126, 130, 134], klasyfikację pikselową [123, 126, 127, 129, 131, 132, 133] i klasyfikację obiektową [118, 119, 125, 128, 133].

4. CEL I HIPOTEZY PRACY

Konfrontacja przedstawionej w rozdziale 2 charakterystyki sukcesji wtórnej, przeglądu badań przeprowadzonych dotychczas w zakresie wykorzystania teledetekcji do kartowania procesu omówionego w podrozdziale 3.2 oraz potencjału ANN w zakresie ekstrakcji informacji z obrazów, nakreślonego w rozdziale 1, pozwoliła na sformułowanie dwóch hipotez badawczych:

- wykorzystanie splotowych sieci neuronowych i ortofotomapy lotniczej RGB umożliwia skuteczną detekcję pojedynczych drzew i krzewów tworzących potencjalnie sukcesję wtórną,
- wykorzystanie splotowych sieci neuronowych i ortofotomapy lotniczej RGB umożliwia wstępną klasyfikację wybranych gatunków drzew i krzewów sukcesji wtórnej.

Takie sformułowanie hipotez ma na celu wykonanie badań, które będą cechowały się dużą wartością praktyczną, ponieważ lotnicze ortofotomapy RGB są pozyskiwane rutynowo i stanowią jeden z podstawowych zbiorów danych Państwowego Zasobu Geodezyjnego i Kartograficznego. Jednocześnie będą obejmowały zagadnienia badawcze, które dotychczas nie były poddane analizie, a których potencjał dla kartowania procesu jest przypuszczalnie znaczący. Za dwa podstawowe aspekty wymagające analizy uznano zasięg przestrzenny procesu oraz skład gatunkowy. Stanowią one dwa spośród trzech, obok wysokości, parametrów charakteryzujących sukcesję wtórną na stanowiskach monitoringowych siedlisk Natura 2000. Dodatkowo, informacja o składzie gatunkowym pełni dwojaką rolę – przedstawia charakter procesu, a także pozwala doprecyzować jego zasięg, ograniczając wykryte obiekty potencjalnie stanowiące sukcesję wtórną do faktycznie tworzących ten proces.

Na podstawie przeglądu literatury stwierdzono, że zagadnienie kartowania sukcesji wtórnej w średniej skali zostało dotychczas zbadane w sposób wyczerpujący. Zaowocowało to stworzeniem skutecznych metod analizy procesu, m.in. klasyfikacji pikselowej stosowanej względem obrazów satelitarnych wysokiej rozdzielczości przestrzennej np. Landsat czy Sentinel-2, jak również klasyfikacji obiektowej stosowanej w odniesieniu do obrazów satelitarnych bardzo wysokiej rozdzielczości i obrazów lotniczych. Drugie z wymienionych podejść pozwala, jak opisano w podrozdziale 3.2, na wyznaczenie segmentów definiujących zasięg pojedynczych obiektów lub grup obiektów. W rezultacie, jego mankamentem jest jednak brak jednoznacznej informacji o wielkości, liczbie i lokalizacji pojedynczych drzew i krzewów,

a więc precyzyjnych pomiarów o charakterystyce zbliżonej do pomiarów naziemnych. Przegląd literatury pozwala stwierdzić, że zagadnienie kartowania pojedynczych drzew i krzewów pojawiających się w procesie sukcesji wtórnej, jak również rozróżnianie ich gatunków jest na początkowym etapie rozwoju badań światowych i niemal zupełnie nie było analizowane przez polskich naukowców.

Niewątpliwie danymi teledetekcyjnymi, które w najwyższym stopniu pozwalają zbliżyć się do opisywanego celu są dane z BSL. Ich użyteczność potwierdza przegląd literatury omówiony w podrozdziale 3.2. Istotnym mankamentem danych z BSL jest jednak niewielka powierzchnia pojedynczego nalotu. Z tego powodu można domniemywać, że potencjalną alternatywą dla opisywanych danych z BSL są obrazy lotnicze. One także mogą cechować się bardzo wysoką rozdzielczością przestrzenną pozwalającą na wyróżnienie pojedynczych obiektów, przy znacznie większej powierzchni pojedynczego nalotu oraz dużej dostępności danych, także archiwalnych.

Zarówno obrazy z BSL, jak i lotnicze mogą być pozyskiwane z wykorzystaniem wielu typów sensorów - hiperspekralnych, wielospektralnych, CIR, RGB lub innych. Tradycyjnym wyborem podczas tworzenia produktów uwzględniających gatunki roślinności jest stosowanie danych wielospektralnych lub hiperspektralnych, czyli opieranie identyfikacji obiektów o ich różne cechy spektralne. Takie badania wraz ze współautorami wykonała m.in. autorka niniejszej pracy, opierając identyfikację obiektów sukcesji i rozróżnienie ich gatunków o 1metrowe lotnicze obrazy hiperspektralne oraz rastrowe produkty przetworzenia danych LiDAR [129, 132]. Jednym z wniosków wykonanych badań była trudność w wyróżnieniu niewielkich drzew i krzewów na 1-metrowych danych teledetekcyjnych. Dodatkowo, klasyfikacja gatunków, pomimo relatywnie wysokich dokładności, cechowała się niską stabilnością klasyfikowane piksele w wielu przypadkach były wynikiem zmieszanego odbicia spektralnego obiektu i jego otoczenia. Jak tłumaczą w swoim artykule przeglądowym Kattenborn i in. (2021) [135], skuteczną alternatywą dla takiego podejścia jest wykorzystanie obrazów RGB i sztucznych sieci neuronowych - podejścia nieanalizowanego dotychczas przez polskich badaczy w odniesieniu do opisanego zagadnienia. W przypadku Polski ANN wydaje się być tym bardziej wartościowym podejściem, że ma potencjał skutecznego wyróżniania obiektów w zróżnicowanym otoczeniu, np. na obszarach chronionych. Co prawda informacja spektralna zawarta w danych RGB jest uboższa niż w przypadku obrazów hiperspektralnych, ale dzięki wyższej rozdzielczości przestrzennej obrazy RGB oferują bogatszą informację o tzw. wzorcach (ang. pattern), np. pokroju drzewa, kształcie korony, sposobie ułożenia liści. Opisywane wzorce mogą być skutecznie analizowane z wykorzystaniem ANN. Kattenborn i in. (2021) [135] przedstawiają przykłady badań wykazujących brak poprawy dokładności klasyfikacji gatunków poprzez uzupełnienie danych RGB o dodatkowe kanały spektralne, niewielką poprawę lub wręcz wyższe dokładności wyników klasyfikacji, w których korzystano z danych RGB w porównaniu do wykonywanych na danych hiperspektralnych. Intuicyjnym wnioskiem wydaje się dodatkowo to, że informacja w zakresie "wzorca" jest tym bogatsza, im wyższa jest rozdzielczość przestrzenna danych. Badania Wang i in. (2021) [106] ukazują jak zmniejszanie rozdzielczości obrazów RGB prowadzi do obniżenia dokładności klasyfikacji gatunków. Szczególnie widoczny spadek w zakresie skuteczności rozróżnianych gatunków, w przypadku opisywanych badań, nastąpił ok. 3 cm. Pomimo wielu wymienionych wyżej przewag danych lotniczych nad danymi z BSL, należy więc spodziewać się, że klasyfikacja gatunków wykorzystania danych z BSL. Z tego powodu hipoteza określona w niniejszej pracy w odniesieniu do danych lotniczych przedstawia założenie, że taką klasyfikację będzie można określić jako wstępną.

Finalnie, istotnym aspektem wymagającym rozważenia w przypadku kartowania pojedynczych obiektów z wykorzystaniem CNN jest wybór pomiędzy detekcją a segmentacją instancji, tj. identyfikowaniem zasięgu przestrzennego obiektu w formie odpowiednio prostokąta ograniczającego lub poligonu, jak opisano w rozdziale 1. W ramach niniejszej pracy zdecydowano się na wybór pierwszej z wymienionych opcji. Detekcja obiektów wydaje się wyborem dostarczającym dostatecznie dużo informacji. Jednocześnie wyniki detekcji mogą okazać się bardziej użyteczne w miejscach o dużym zagęszczeniu osobników i częściowo pokrywających się koronach. Za wyborem detekcji przemawiają także względy praktyczne – algorytmy detekcji działają szybciej, dużo mniej pracochłonne jest także przygotowanie danych referencyjnych.

5. DANE BADAWCZE

5.1. Kryteria wyboru danych badawczych

Kierując się ustalonym celem badań i sformułowanymi hipotezami, przystąpiono do wyboru odpowiednich danych badawczych. Za pierwsze z istotnych kryteriów wyboru uznano charakter pokrywanych przez dane obszarów. Ustalono, że powinny być to obszary o potwierdzonej obecności procesu sukcesji wtórnej. Potwierdzenie to może być dokonane na drodze badań terenowych, analizy literatury lub wizualnych oględzin danych teledetekcyjnych. Dodatkowo, drzewa i krzewy tworzące opisywany proces sukcesji powinny znajdować się w różnych stadiach rozwoju oraz reprezentować różne gatunki. Pozwoli to, w toku badań, ocenić wstępnie wpływ tych cech na możliwość wykrycia obiektów i wyznaczenia ich poprawnego zasięgu przestrzennego. Zróżnicowanie gatunkowe umożliwi dodatkowo wykonanie eksperymentów nad możliwościa rozróżniania gatunków. Majac na wzgledzie przyszłe potencjalne wykorzystanie wyników badań na obszarze całego kraju, istotnym wydaje się w szczególności uwzględnienie powszechnie występujących w Polsce gatunków biorących udział w procesie sukcesji wtórnej na dominujących w nizinnej części kraju siedliskach, takich jak sosna, brzoza czy wierzba. Warto również dodać, że skuteczność sieci neuronowych algorytmu wykorzystywanego w niniejszych badaniach - jest bezpośrednio powiązana m.in. z reprezentatywnością przykładów uczących wykorzystanych na etapie trenowania algorytmu. Jako że sieci neuronowe nie mają w pełni właściwej człowiekowi zdolności rozumowania abstrakcyjnego i generalizacji [136, 137], dostarczenie przykładów różnych sytuacji pozwoli sieci dokonywać poprawnych predykcji na etapie praktycznego wykorzystania algorytmu. Z tego powodu ostatnim z kryteriów wyboru obszarów badawczych jest ich, przynajmniej częściowa, lokalizacja w zasięgu tzw. Specjalnych Obszarów Ochrony Siedlisk (SOOS) sieci Natura 2000. Jak omówiono w rozdziale 2 i 3, na tych obszarach monitorowanie procesu sukcesji wtórnej ma szczególny priorytet.

Kolejnym kryterium wyboru danych badawczych, będącym w rzeczywistości grupą kryteriów, jest odpowiednia specyfikacja techniczna wykorzystywanych obrazów teledetekcyjnych. Do kluczowych należy zaliczyć rozdzielczość spektralną, a dokładnie obecność trzech szerokopasmowych kanałów spektralnych z zakresu promieniowania widzialnego – niebieskiego, zielonego i czerwonego, czyli tzw. obrazów RGB (ang. Red Green Blue). Uzasadnienie wyboru takich danych wstępnie przedstawiono w rozdziale 4. Warto dodać do niego fakt, że obrazy RGB stwarzają znaczącą możliwość zastosowania uczenia transferowego

49

opisanego w podrozdziale 1.2. Wymienione podejście pozwala istotnie zmniejszyć liczebność danych referencyjnych potrzebną dla osiągnięcia zakładanej dokładności modelu. Jest więc niezwykle ważne z punktu widzenia praktycznego wdrożenia rozwiązania. Obecnie (rok 2023) zdecydowana większość otwartych, wstępnie wytrenowanych modeli wizji komputerowej jest dostosowana do korzystania z obrazów RGB, co potwierdza m.in. kwerenda modeli dostępnych w repozytorium TensorFlow Hub [138]. Wynika to z faktu, że jest to najbardziej powszechny rodzaj danych obrazowych, w tym jeden z najbardziej dostępnych rodzajów wysokorozdzielczych danych teledetekcyjnych. Badacze mają możliwość skorzystania z udostępnianych publicznie zasobów krajowych obrazów lotniczych, pozyskanych we własnym zakresie obrazów z BSL lub obrazów satelitarnych o bardzo wysokiej rozdzielczości przestrzennej, które są udostępniane nieodpłatnie na platformie Google Earth Pro. Duża dostępność tego typu danych jest z kolei rezultatem ich relatywnie niskiej ceny (ok. 60 zł/1km² dla ortofotomapy o pikselu 25 cm [139]), względnie wysokiej informatywności, a zarazem wizualnej przystępności dla szerokiego grona odbiorców. Opisane cechy wskazują także na kolejny, obok możliwości zastosowania uczenia transferowego, argument uzasadniający wykorzystanie obrazów RGB, tj. powszechna dostępność tego typu danych dla innych obszarów, m.in. dla obszaru Polski. Opisywana powszechność wynika m.in. z regularnego pozyskiwania obrazów lotniczych RGB na cele kontroli upraw rolnych [139], monitoringu i inwentaryzacji obszarów przyrodniczych [140] oraz miast [141]. Dostępność takich danych otwiera możliwość do zastosowania algorytmów badanych w ramach niniejszej pracy dla różnych części Polski oraz różnych terminów. Drugie z wymienionych jest równie istotne, biorąc pod uwagę charakter analizowanego procesu i wynikającą z niego potrzebę regularnego monitoringu z uwzględnieniem odniesienia do danych archiwalnych.

Jak pokazano na wyk. 1, obszary SOOS Natura 2000 są w znacznym stopniu pokryte ortofotomapą RGB. Szczególnie duża powierzchnia pozyskanych danych pochodzi z ostatnich 20 lat – w 2009 r. pozyskano ok. 13 tys. km² danych i od tego czasu są one pozyskiwane co roku dla podobnie dużych areałów. Dla porównania, całość SOOS Natura 2000 w Polsce ma powierzchnię 38652,85 km², ze średnią i odchyleniem standardowym powierzchni pojedynczego chronionego obszaru wynoszącymi odpowiednio 44,53 km² oraz 143,97 km². Z omawianego wykresu można odczytać, że we wskazanym okresie co roku pozyskiwane są dane pokrywające od ok. 20 % do ok. 50% powierzchni opisywanych obszarów chronionych. Tworzy to duży zbiór danych do potencjalnego monitoringu procesu sukcesji. Wykres 1 pozwala także zauważyć, że wraz z czasem zmieniał się udział ortofotomapy z poszczególnych

przedziałów wielkości piksela. Im dalszy (bliższy aktualnemu) termin, tym w ogólności większy był udział ortofotomap o mniejszej wielkości piksela, co jest związane z postępem technologicznym w zakresie konstrukcji kamer lotniczych [60]. W latach 1995-2007 pozyskiwano obrazy o wielkości piksela z przedziału (0,25 m, 1 m>. W latach 2009-2016 ok. połowę stanowiły obrazy z przedziału (0,25 m, 0,5 m>, już ok. połowę z przedziału (0,1 m, 0,25 m>, niewielki udział tworzyły dodatkowo obrazy o mniejszej wielkości piksela, tj. z przedziału (0,05 m, 0,1 m>. W ostatnich latach, tj. w okresie od 2017 r. do 2022 r., ok. dwie trzecie powierzchni pokrytej ortofotomapami charakteryzowało się wielkością piksela z przedziału (0,1 m, 0,25 m>, pozostałe zaś cechowała mniejsza wielkość piksela – z przedziałów (0,05 m, 0,1 m> oraz <0,03 m, 0,05 m>. Istotnym, z perspektywy potencjalnego monitoringu procesu sukcesji wtórnej, jest również miesiąc pozyskania danych definiujący fazę rozwoju obrazowanej roślinności. Jak pokazano na wyk. 1, zimą praktycznie nie pozyskuje się obrazów RGB. Spośród trzech pozostałych pór roku, kolejną o najmniejszej powierzchni dostępnych zobrazowań jest jesień, a dokładnie jej pierwsza połowa. Nieco więcej danych pozyskuje się latem, a najwięcej wiosną. Różnica między dwoma ostatnimi okresami jest jednak nieznaczna. Należy również zauważyć, że dane o najwyższej rozdzielczości przestrzennej, tj. o wielkości piksela z przedziałów (0,05 m, 0,1 m> oraz <0,03 m, 0,05 m>, są bardzo rzadko pozyskiwane latem.





Drugim, równie istotnym, parametrem technicznym obrazów wykorzystanych do badań jest ich rozdzielczość przestrzenna. Jak wspominano we wcześniejszych rozdziałach pracy, w kontekście sukcesji wtórnej, odpowiednio wysoka rozdzielczość pozwala wykryć i określić powierzchnię niewielkich obiektów będących we wczesnych stadiach rozwoju. Na takich obrazach w sposób bardziej dokładny odwzorowuje się również pokrój drzew i krzewów – kształt korony, układ ułożenia gałęzi, liści itp. Otwiera to możliwość wykorzystania wymienionych cech do odróżnienia obiektów badawczych od tła lub poszczególnych gatunków między sobą. Opisywana możliwość nie ma miejsca w przypadku obrazów o niższej rozdzielczości, przy analizie których główną lub jedyną badaną właściwością jest wartość odbicia spektralnego (rys. 16).



Rys. 16. Sukcesja wtórna na obszarze Natura 2000 Ostoja Olsztyńsko-Mirowska (po lewej – obraz o rozdzielczości przestrzennej 1 m, po prawej – 10 cm, źródło: opracowanie własne na podstawie danych MGGP Aero)

Kolejną cechą determinującą wybór obrazów do badań jest termin ich pozyskania. Jako że okres wegetacyjny w Polsce przypada mniej więcej na miesiące od kwietnia do października, to one wstępnie wyznaczają okres pozyskania odpowiednich obrazów. Spośród miesiący tworzących opisywany okres, potencjalnie nieco mniej korzystne mogą być miesiące letnie. W tym okresie większość roślinności, również tej rosnącej w otoczeniu drzew i krzewów rozwijających się w procesie sukcesji, np. zbiorowisk trawiastych czy ziołorośli, jest silnie rozwinięta. Może to prowadzić do trudności w wykryciu obiektów badań, jak również wyznaczeniu ich dokładnego zasięgu. Dodatkowym, istotnym czynnikiem związanym z terminem pozyskania obrazów, jest wygląd poszczególnych gatunków w kolejnych fazach ich rozwoju, np. kwitnienia, owocowania czy przebarwiania liści. Opisywany wygląd determinuje możliwość odróżnienia gatunków biorących udział w procesie sukcesji od siebie oraz od otoczenia. Jak można wnioskować z samej definicji, istotne dla niniejszego tematu obszary Natura 2000 cechują się relatywnie wysoką różnorodnością gatunkową drzew i krzewów rozwijających się w procesie sukcesji oraz pozostałej roślinności. Wskazanie jednego,

uniwersalnego dla wszystkich polskich obszarów Natura 2000 terminu, w którym poszczególne gatunki są najsilniej zróżnicowane, byłoby więc trudne. Najbardziej stosownym wydaje się więc wykonanie badań na kilku różnych obszarach, powtarzając analizy na danych pozyskanych w różnych terminach w okresie wegetacyjnym.

Ostatnim potencjalnie istotnym parametrem technicznym, który należy rozważyć przy wyborze zestawu danych źródłowych, jest typ produktu przetworzenia obrazów lotniczych pod kątem ich geometrii, tj. wybór pomiędzy ortofotomapą (ang. orthophotomap) a prawdziwą ortofotomapa (ang. true-orthophotomap). Kluczowa różnicą pomiędzy dwoma wymienionymi produktami jest rodzaj modelu wysokościowego wykorzystanego przy ich generowaniu. W przypadku pierwszego jest to Numeryczny Model Terenu (NMT), dla drugiego natomiast Numeryczny Model Pokrycia Terenu (NMPT). Mankamentem ortofotomapy jest efekt przesunięcia lokalizacji obiektów potęgujący się wraz ze zwiększającą się ich wysokością, a także będące następstwem tego efektu martwe pola pojawiająca się w zasłoniętych przez te obiekty obszarach. Przedstawione porównanie dwóch produktów w naturalny sposób wskazuje na wyższość prawdziwej ortofotomapy. W kontekście niniejszych badań, poprawna lokalizacja obiektów pozwoliłaby potencjalnie na stworzenie jednego, uniwersalnego dla danego obszaru zbioru poligonów referencyjnych definiujących zasięg przestrzenny poszczególnych obiektów. Opisywane zasięgi zajmowałyby potencjalnie stałe obszary, nie "kładąc się" w różnych kierunkach zależnych od geometrii rejestracji obrazów, jak ma to miejsce w przypadku klasycznej ortofotomapy. Wybór ten ograniczałby więc czas i koszt przygotowania danych referencyjnych oraz zwiększyłby łatwość wzajemnego powiązania wyników w przypadku analiz wykorzystujących wiele terminów pozyskania danych. W praktyce ta zaleta nie jest jednak tak zauważalna. Po pierwsze obiekty badawcze - drzewa i krzewy biorące udział w procesie sukcesji, zmieniają się dynamicznie w związku ze zmianami fenologicznymi, czyli nawet w obrębie jednego roku oraz w efekcie rozwoju osobniczego. Po drugie, większość opisywanych obiektów jest we wczesnym stadium rozwoju, co implikuje ich niewielką wysokość, a wiec niewielki efekt "kładzenia się" obiektów. Zdaniem autorki kluczowym aspektem rozważań jest natomiast kwestia wykonywanego podczas ortorektyfikacji prawdziwej ortofotomapy, procesu automatycznego przesunięcia górnej części obiektu nad jego dolną część i związane z nim potencjalne tworzenie się artefaktów. W przypadku wyższych obiektów istotnym staje się również pytanie o utracony w tym procesie potencjał interpretacyjny zawarty w widoku bocznej części drzewa/krzewu, częściowo charakteryzującej jego niewidoczną z góry strukturę. Biorąc pod uwagę powyższe argumenty, a także wyższy

koszt prawdziwej ortofotomapy (wynikający z konieczności zaplanowania większych pokryć zdjęć i bardziej skomplikowanego procesu technologicznego [60]) oraz znacząco mniejszą dostępność archiwalnej oraz planowanej do pozyskania prawdziwej ortofotomapy dla obszaru Polski (rys. 17), wykonanie badań z wykorzystaniem klasycznej ortofotomapy zdaje się być zadaniem priorytetowym.



Rys. 17. Zasięg przestrzenny dostępnej do pobrania (po lewej) oraz pozyskanej/planowanej do pozyskania (po prawej) prawdziwej ortofotomapy dla obszaru Polski (źródło: <u>https://mapy.geoportal.gov.pl</u>)

Trzecim rozważanym, choć jednym z najbardziej istotnych, kryterium wyboru zestawu danych źródłowych jest dostępność i charakter danych referencyjnych. W badaniach wykorzystujących techniki uczenia maszynowego dane referencyjne pełnią kluczową rolę – pula treningowa pozwala nauczyć algorytm definicji poszczególnych klas, a pula testowa zweryfikować poprawność działania algorytmu i ocenić jego dokładność. W kontekście zadania wykrywania źródłowe dane referencyjne powinny mieć postać wskazań lokalizacji pojedynczych obiektów reprezentujących poszczególne, analizowane gatunki sukcesji, ale także drzewa/krzewy o potencjalnie zbliżonym wyglądzie na obrazach teledetekcyjnych. Ta druga grupa może posłużyć do "zaznajomienia się" algorytmu z przykładami tego, co nie jest poszukiwanym obiektem, a na etapie oceny dokładności do zweryfikowania skuteczności opisywanej nauki.

Splotowe sieci neuronowe są uczone z wykorzystaniem wzorców obrazowych, uzupełnionych o informację o lokalizacji poszczególnych znajdujących się w ich obrębie obiektów. Stworzenie – odpowiednich dla zadania wykrywania – wzorców, wymaga więc połączenia informacji z danych referencyjnych i danych teledetekcyjnych, a tym samym wymusza konieczność pokrywania się zasięgów przestrzennych obu opisywanych zestawów danych.

Innym potencjalnym rozwiązaniem, jest wykorzystanie gotowych wzorców. Są to wzorce przygotowane najczęściej z wykorzystaniem fragmentów obrazów teledetekcyjnych innych niż te, na których wykonywany będzie etap predykcji, np. z wykorzystaniem danych z innego kraju. Mankamentem takiej sytuacji jest potencjalnie odmienna grupa gatunków znajdujących się w zbiorze lub nieco inny "wygląd" tych samych gatunków w dwóch różnych miejscach, np. w Polsce i w innym kraju. Z drugiej strony, wykorzystanie gotowych wzorców ma oczywistą zaletę ułatwienia i przyspieszania etapu przygotowania wzorców uczących. Możliwe jest oczywiście także łączenie jednych i drugich źródeł, tj. gotowych wzorców oraz przykładów przygotowanych samodzielnie na podstawie danych referencyjnych. Budowanie modelu w oparciu o zróżnicowane i odpowiednio liczebne dane treningowe ma szansę uczynić go odpowiednio zgeneralizowanym. Należy jednak unikać sytuacji, w której zbiór uczący i testowy cechują się znacząco różnym rozkładem (ang. distribution). Jak wskazuje prof. Andrew Ng [29], taki model może okazać się nieskuteczny.

Wybierając pomiędzy dostępnymi zbiorami referencyjnymi, szczególną istotność należy przypisać ich jakości. Opisywana jakość odnosi się do jednoznaczności wskazania poszczególnych obiektów referencyjnych, pewności określenia ich gatunku oraz spełnienia wspomnianego wyżej warunku różnorodności zbioru. Co istotne, jakość wskazań obiektów referencyjnych będzie wpływała zarówno na poprawność uczenia się algorytmu (etap treningu), jak i wiarygodność oceny dokładności powstałego modelu (etap testowania). Dodatkowo, niezwykle ważnym elementem jest liczebność omawianego zbioru referencyjnego często warunkująca możliwość skutecznego wytrenowania algorytmu.

Aspekt łączenia i spójności danych obrazowych oraz referencyjnych wybrzmiewał już kilkukrotnie podczas analizy kryteriów wyboru danych badawczych. Nieporuszoną dotychczas jest kwestia różnicy w terminie pozyskania danych teledetekcyjnych i odpowiadających im danych referencyjnych (przy założeniu podejścia samodzielnego tworzenia zbioru uczącego). Drzewa i krzewy rozwijające się w procesie sukcesji stanowią obiekty zmieniające się relatywnie szybko – część z nich jest wycinana w ramach ochrony czynnej lub innej działalności człowieka, inne dorastają/rozwijają się do wielkości pozwalającej na wykrycie. Zbliżony termin pozyskania obu opisywanych zbiorów danych umożliwia poprawne powiązanie obiektów pomiędzy tymi zbiorami. Dodatkowo, spójność charakterystyki tych samych obiektów w obu zbiorach danych, tj. ich "wyglądu" na danych teledetekcyjnych oraz cech odnotowanych w referencji (np. stopnia zwartości korony), potencjalnie umożliwi przeprowadzenie badań nad wpływem charakterystyki obiektów na możliwość ich detekcji.

56

Ze względu na wysoki poziom trudności w zakresie poprawnej identyfikacji badanych obiektów, opisywane źródłowe dane referencyjne są zazwyczaj pozyskiwane przez specjalistów botaników/ekologów w drodze pomiarów terenowych. Ze względu na powszechność procesu można domniemywać, że danych na temat gatunków sukcesji istnieje, np. w Europie, relatywnie dużo. W rzeczywistości jednak większość z nich nie jest łatwo dostępna. Dane charakteryzujące gatunki drzew lub krzewów, do których udało się dotrzeć, można podzielić na kilka grup. Po pierwsze, są to pomiary wykonywane na potrzeby państwowych systemów monitoringu i zarządzania. Przykładem takiego projektu jest wspominana w rozdziale 2 Wielkoobszarowa Inwentaryzacja Stanu Lasów (WISL) wykonywana na terenie Polski, co 5 lat, przez Biuro Urządzania Lasu i Geodezji Leśnej [142]. W ramach opisywanej inwentaryzacji pomiarowi podlegają drzewa znajdujące się w obrębie kołowych, stałych powierzchni próbnych oznaczonych literą A, mających powierzchnię 400 m². Inwentaryzowanych powierzchni próbnych jest ponad 30 tys. i są one ulokowane zarówno w lesie (według Ewidencji Gruntów i Budynków), jak i na terenach formalnie nie będących lasem, na których zaczyna pojawiać się roślinność leśna. Do tych drugich zalicza się obszary odnowienia naturalnego oraz sukcesji wtórnej. Podczas pomiarów jako pojedyncze obiekty oznacza się te o pierśnicy wynoszącej co najmniej 0,07 m. Dla każdego wskazanego obiektu podaje się: lokalizację, gatunek, piętro, wiek, pierśnicę oraz informację o obecności uszkodzeń. Wynik pomiarów dla przykładowej powierzchni próbnej przedstawiono na rys. 18. Dodatkowo w centrum powierzchni próbnych A lokuje się mniejsze powierzchnie próbne B o powierzchni 20 m². Na tych powierzchniach mierzone są mniejsze drzewa, a także rozróżnia się drzewa od krzewów. Dla każdego takiego obiektu podaje się gatunek, warstwę, stopień pokrycia, średnią wysokość, a dla gatunków drzewiastych także średni wiek, pochodzenie oraz informację o uszkodzeniu [143].



Rys. 18. Wynik pomiarów przykładowej powierzchni próbnej (źródło: Film na temat WISL dostępny na https://wisl.pl/)

Dane pochodzące z WISL mają, w kontekście niniejszych badań, wiele zalet. Należą do nich: duża liczba pomierzonych obiektów, uwzględnienie niewielkich obiektów – drzew i krzewów sukcesji, powierzchniowy charakter pomiarów oraz prowadzenie ich na terenie Polski. Do wad należy natomiast zaliczyć brak zestawu obrazów lotniczych bezpośrednio powiązanych z pomiarami terenowymi, co – jak opisano wyżej – utrudnia przygotowanie wzorców obrazowych. Dodatkowo, pomiary obszarów leśnych nie pokrywają lub co najmniej nie muszą pokrywać się z zasięgiem obszarów chronionych SOOS Natura 2000. Przygotowane wzorce mogą więc nie być reprezentatywne pod kątem typu otoczenia cechującego analizowane obiekty. Największą wadą wydaje się jednak być relatywnie niska dokładność lokalizacji obiektów, szacowana przez wykonawców projektu na ok. 5 m [144].

Drugą grupą pomiarów terenowych są pomiary wykonywane przez organizacje non-profit czy stowarzyszenia, których działalność skupia się na pozyskiwaniu, porządkowaniu i szerokiemu udostępnianiu obserwacji dotyczących środowiska przyrodniczego. Do takich organizacji należy m.in. GBIF (ang. Global Biodiversity Information Facility), które wśród swoich zasobów posiada tzw. pojedyncze pomiary (ang. sampling-event data) określające lokalizację i charakterystykę wybranych obiektów, np. pojedynczych drzew danego gatunku, zaobserwowanych w danym terminie [145]. Pomimo że GBIF udostępnia bardzo wiele zestawów danych i część z nich dotyczy gatunków kształtujących się w Polsce w procesie sukcesji wtórnej, trudno jest znaleźć zbiory, które łącznie mogłyby stanowić podstawę do stworzenia przykładów uczących. Wynika to m.in. z faktu, że część zbiorów nie ma przypisanej

dokładnej lokalizacji obiektów oraz z tego, że poszczególne zbiory są znacząco rozproszone pod względem geograficznym. Drugą, obok GBIF, organizacją udostępniającą dane referencyjne o gatunkach drzew i krzewów jest NEON (ang. National Ecological Observatory Network). Jest to centrum obserwacyjne zajmujące się monitorowaniem ekosystemów przyrodniczych Stanów Zjednoczonych. Wśród oferowanych przez NEON do pobrania danych znajduje się produkt o nazwie struktura roślinności (ang. vegetation structure, ID: DP1.10098.001). Zawiera on wyniki pomiarów pojedynczych zdrewniałych i niezdrewniałych roślin. Dane te obejmują m.in. lokalizację obiektu, przynależność taksonomiczna, stan zdrowia/kondycję, średnicę pnia, wysokość i wymiary korony [146]. Celem gromadzenia opisywanych wyników pomiarów jest m.in. umożliwienie wykonania badań wykorzystujących metody teledetekcyjne. Z tego powodu NEON udostępnia również drugi produkt zortorektyfikowane zobrazowania wysokiej rozdzielczości (ang. High-resolution orthorectified camera imagery, ID: DP1.30010.001). Sa to 8-bitowe ortofotomapy RGB o rozdzielczości przestrzennej równej 0,1 m [147]. Oba produkty są przygotowywane z myślą o łącznym wykorzystaniu. Pokrywają się zasięgiem przestrzennym oraz charakterem mierzonych obiektów – pomiarowi podlegaja drzewa/krzewy o średnicy pnia ok. 1,3 m (ang. Diameter at breat height – DBH) większym lub równym 0,1 m, ew. mniejsze, jeśli są widoczne na wspomnianych wyżej obrazach [146]. Zaletą opisywanych danych jest ich wysoka jakość oraz potencjalnie łatwe wykorzystanie w badaniach uwzględniających dane teledetekcyjne. Wadą jest natomiast ograniczenie pomiarów do obszaru Stanów Zjednoczonych, a tym samym potencjalnie nieco odmienny "wygląd" badanych drzew/krzewów oraz ich otoczenia.

Trzecią grupą pomiarów terenowych są pomiary wykonywane na potrzeby określonych projektów badawczych lub wdrożeniowych. W Polsce takim projektem był HabitARS – "Innowacyjne podejście wspierające monitoring nieleśnych siedlisk przyrodniczych Natura 2000 z wykorzystaniem metod teledetekcyjnych", zrealizowany w latach 2016-2019 przez konsorcjum badawcze, którego liderem była firma MGGP Aero [148]. Jednym z zadań badawczych projektu było stworzenie usługi automatycznego kartowania procesu sukcesji, z uwzględnieniem tworzących ją gatunków. Z tego powodu, w ramach projektu pozyskano dane referencyjne odnoszące się do pojedynczych drzew i krzewów, wraz z dodatkowymi informacjami na ich temat – m.in. gatunkiem, wysokością, zwartością korony, średnicą korony i kondycją osobnika. Dane zostały pozyskane w terenie przez specjalistów botaników, wyposażonych w precyzyjny odbiornik GPS. Oprócz pomiarów referencyjnych, pozyskano także obrazy lotnicze i przygotowano na ich podstawie ortofotomapy RGB o rozdzielczości

przestrzennej 0,1 m. Naloty wykonano trzykrotnie w ciągu okresu wegetacyjnego roku 2017 wiosną, latem oraz jesienią. Komplet zsynchronizowanych czasowo danych, tj. pomiarów referencyjnych i trzech zbiorów ortofotomap RGB, pozyskano dla siedmiu obszarów badawczych znajdujących się w granicach obszarów chronionych SOOS Natura 2000, położonych w różnych częściach Polski. Do zalet opisywanych danych należy zaliczyć ich wysoką jakość oraz potencjalnie łatwe wykorzystanie w badaniach uwzględniających dane teledetekcyjne. Są to zalety wspólne dla danych HabitARS i NEON. Przewagą danych HabitARS jest pozyskanie tych danych specyficznie na cele badania sukcesji, a co za tym idzie, pomierzenie przede wszystkim obiektów biorących udział w procesie sukcesji oraz wybór drzew/krzewów należących do gatunków tzw. promotorów sukcesji analizowanych obszarów. Drugą przewagą, z punktu widzenia celu niniejszych badań, jest pozyskanie danych dla obszaru Polski. Wadą opisywanych danych, w porównaniu z danymi WISL oraz NEON, jest natomiast punktowy, a nie powierzchniowy charakter pomiarów referencyjnych wykonanych w ramach projektu HabitARS. Opisywane dane pozyskano z myślą o pikselowych metodach uczenia maszynowego, a nie splotowych sieciach neuronowych operujących na wycinkach obrazów.

Jak wspomniano wyżej, dane referencyjne na temat drzew i krzewów są zazwyczaj pozyskiwane przez specjalistów botaników/ekologów w drodze pomiarów terenowych. Przy obecnym stanie technologicznym (rok 2023) takie dane mogą być jednak pozyskiwane w terenie także przez osoby niebędące specjalistami z dziedziny botaniki, ale korzystające w procesie identyfikacji gatunków z aplikacji mobilnej Google Lens lub podobnej. Google Lens to aplikacja pozwalająca, z dużą szczegółowością oraz dokładnością, rozpoznać typ obiektu, na który kierowany jest obiektyw aparatu telefonu komórkowego. Umożliwia ona m.in. rozpoznawanie gatunków drzew i krzewów. Badania Bilyk i in. (2019) [149], przeprowadzone dla obszaru Ukrainy oraz gatunków kwiatów, wskazują, że jest ona najskuteczniejsza spośród dostępnych aplikacji tego typu. Wyniki identyfikacji gatunków dla badanych obiektów osiągnęły dokładność 92,6%. Inne badania, przeprowadzone przez Hart i in. (2023), uwzględniały różne rodzaje roślinności należącej do 277 gatunków. Wykazały nieco niższą dokładność aplikacji Google Lens – 74%. Wskazały jednak inne aplikacje, które pozwoliły na uzyskanie wyższych dokładności identyfikacji badanych przez autorów obiektów. Te aplikacje cechowały się podobnym sposobem działania do aplikacji Google Lens, lecz były wyspecjalizowane pod kątem rozpoznawania roślinności. Należały do nich m.in. PlantNet, iNaturalist Seek oraz LeafSnap. Te aplikacje uzyskały odpowiednio 95%, 93% i 92%

dokładności [150]. Zaletą opisanego podejścia, tj. pozyskiwania danych referencyjnych z wykorzystaniem wskazanych aplikacji, jest potencjalnie szybsze zgromadzenie dużej liczby pomiarów oraz ich niższy koszt. Te potencjalne zalety wynikają z możliwości zaangażowania większej liczby, mniej wykwalifikowanych pracowników. Zdecydowaną wadą podejścia jest natomiast zmniejszona, w stosunku do pomiarów wykonywanych przez specjalistów, dokładność identyfikacji gatunków. Dodatkowo, uzyskane tą drogą dane ograniczałyby się do wskazania gatunku, nie obejmowałyby więc innych charakterystyk istotnych dla niniejszych badań, np. stopnia zwartości korony. Innym, alternatywnym podejściem mogłoby być przygotowanie danych referencyjnych przez specjalistów na podstawie geodanych pozyskanych przez odpowiednie sensory umieszczone na platformach mobilnych. Taka forma kampanii pomiarowej byłaby jednak trudna do zrealizowania na obszarach chronionych.

5.2. Charakterystyka danych źródłowych

Biorąc pod uwagę wady i zalety różnych omówionych w podrozdziale 5.1 potencjalnych danych źródłowych, zdecydowano się wykorzystać dane pozyskane w ramach projektu HabitARS. Główne argumenty stojące za wyborem tych danych stanowią:

- wysoka jakość pomiarów terenowych,

- skupienie pomiarów na głównych gatunkach sukcesji na danych obszarach SOOS Natura
2000 zlokalizowanych w Polsce, czyli na tzw. gatunkach promotorach sukcesji,

 obecność danych obrazowych spójnych przestrzennie i czasowo z danymi referencyjnymi, cechujących się bardzo dużą rozdzielczością przestrzenną,

- obecność danych obrazowych pozyskanych w kilku różnych porach roku.

W sposób pośredni w badaniach wykorzystano także, opisane w podrozdziale 5.1, dane NEON. Te dane posłużyły twórcom pakietu DeepForest do wytrenowania modelu wykrywania, który to model stanowił punkt startowy budowania modelu będącego przedmiotem niniejszych badań. Szczegółowy opis modelu DeepForest przedstawiono w rozdziale 6.

5.2.1. Dane referencyjne

Źródłowe dane referencyjne pozyskane w ramach projektu HabitARS mają postać punktów o znanej lokalizacji w terenie, pomierzonych z wykorzystaniem precyzyjnych odbiorników GPS. Średnia dokładność pozycyjna pomiarów wykonanych na trzech analizowanych obszarach badawczych (motywację dla wyboru obszarów oraz ich charakterystykę przedstawiono w podrozdziale 5.3) wynosi 0,36 m, z odchyleniem standardowym tych wartości wynoszącym 0,26 m. Opisywane punkty identyfikują pojedyncze osobniki, tj. drzewa i krzewy. Większość z nich wybrano tak, aby były przestrzennie odizolowane od otoczenia – innych drzew, krzewów oraz pozostałej roślinności. Każdy z pomiarów, oprócz lokalizacji, jest dodatkowo wyposażony w cechy mierzonych osobników, do których należą: identyfikator, obszar badawczy, termin wykonania pomiaru, nazwa gatunku i akronim (skrót) po łacinie, współtworzenie procesu sukcesji (tak/nie), oznaczenie siedliska Natura 2000, dokładność pozycyjna pomiaru GPS, przybliżona wielkość korony (wyrażona długością promienia), przybliżona wysokość, przybliżona zwartość korony, stopień defoliacji, obecność przebarwień, występowanie przerastania, faza rozwoju osobnika, uwagi oraz identyfikator zdjęcia wykonanego w terenie, jeśli takie istnieje. Jak wspominano wcześniej, wszystkie pomiary terenowe były wykonane w synchronizacji z nalotami, tj. w sezonie wegetacyjnym 2017 r.

Na wyk. 2 przedstawiono liczbę pomiarów terenowych wykonanych dla poszczególnych gatunków na trzech analizowanych obszarach badawczych. Rozwinięcie skrótów nazw obszarów, gatunków oraz oznaczenie, które z gatunków tworzą proces sukcesji na analizowanych obszarach zaprezentowano w tabeli stanowiącej załącznik 1. Możemy zauważyć, że liczba pomierzonych osobników jest zróżnicowana dla poszczególnych gatunków oraz obszarów, wahając się od kilku do ok. 80 osobników. Liczba pomiarów oddaje powszechność występowania danego gatunku na każdym z obszarów, dlatego najwyższe wartości cechują gatunki biorące udział w procesie sukcesji.

63





Wyk. 3 przedstawia charakterystykę obiektów należących do czterech wykrywanych grup gatunków sukcesji, pomierzonych na trzech analizowanych obszarach badawczych (motywację wyboru wykrywanych gatunków przedstawiono w podrozdziale 5.3). Każdy obiekt, tj. drzewo/krzew zaprezentowano za pomocą koła o zadanej lokalizacji na osi x, lokalizacji na osi v oraz wielkości koła, reprezentujących odpowiednio zwartości korony, jej wielkość oraz wysokości osobnika. Pierwszym możliwym do wyciągnięcia wnioskiem jest zróżnicowany charakter poszczególnych obiektów tworzących zbiór referencyjny, co, jak wyjaśniono w podrozdziale 5.1, potencjalnie pozytywnie wpłynie na skuteczność treningu modelu. Poszczególne grupy analizowanych gatunków różnią się także opisywaną charakterystyką między sobą. Kierując się intensywnością barw kół, którą należy utożsamiać z liczbą obiektów o zadanym zestawie wartości parametrów (trzech cech), można zauważyć, że większość pomierzonych brzóz oraz kruszyn cechuje się promieniem korony równym 0,5 m, 1 m lub 1,5 m. Wartości tej zmiennej dla sosny i wierzby sa bardziej zróżnicowane i częściej są większe niż 1,5 m. Cztery opisywane grupy gatunków różnią się również znacząco pod kątem zwartości korony. Zdecydowanie największą zwartością cechują się pomierzone wierzby – większość osobników ma przypisaną wartość 90% lub 100%. Zwartość koron sosen jest zróżnicowana i dla większości osobników wynosi od 30% do 100%. Odmienną charakterystykę mają pod tym względem pomierzone kruszyny, będące najmniej zwartymi spośród wszystkich analizowanych. Większość osobników tego gatunku cechuje zwartość wynosząca od 30% do 70%. Najbardziej zróżnicowaną pod kątem zwartości korony jest grupa brzóz, obejmująca porównywalnie wiele osobników na wszystkich poziomach zwartości - od 20% do 100%. Wysokość osobników jest zmienną, która najmniej ze wszystkich analizowanych różnicuje poszczególne grupy gatunków. Każda z nich zawiera pomiary zarówno niskich, średnich, jak i wysokich osobników. W zakresie relacji pomiędzy trzema omawianymi cechami osobników zauważalną, a zarazem dość naturalną, jest większa wysokość osobników o większej koronie. Poza tą zależnością nie zauważono innych, znaczących relacji pomiędzy zmiennymi.





5.2.2. Ortofotomapy lotnicze RGB

Drugą część źródłowych danych badawczych stanowiły ortofotomapy lotnicze RGB. Jak wspomniano wcześniej, do wykonania eksperymentów badawczych wykorzystano dane teledetekcyjne pozyskane w ramach projektu HabitARS. Wszystkie opisywane ortofotomapy cechowały się rozdzielczością przestrzenną równą 0,1 m i rozdzielczością radiometryczną równą 8 bitom. Obrazy lotnicze, które stanowiły dane źródłowe dla opisywanych ortofotomap, były pozyskane kamerą średnioformatową o kącie widzenia w poprzek lotu (ang. Field Of View – FOV) wynoszącym 52%. Obrazy pozyskano z pokryciem poprzecznym wynoszącym 55,8%. W tab. 1 przedstawiono terminy pozyskania opisywanych obrazów dla poszczególnych obszarów badawczych oraz okresów sezonu wegetacyjnego.

	wiosna	lato	jesień
BU4	28.05.2017	10.07.2017	9.09.2017
KR1	1.06.2017	7.07.2017	27.09.2017
NI1	18.05.2017	30.07.2017	27.09.2017

Tab. 1. Terminy pozyskania obrazów lotniczych dla trzech analizowanych obszarów badawczych (skróty nazw obszarów badawczych rozwinięto w dalszej części niniejszego rozdziału)

5.3. Charakterystyka obszarów badawczych

Całość danych charakteryzujących sukcesję w projekcie HabitARS została pozyskana dla siedmiu obszarów badawczych. W toku analiz wybrano trzy z nich, a zgromadzone dane posłużyły do wykonania eksperymentów. Posługując się nazwami i kodami obszarów chronionych Natura 2000 występujących na opisywanych obszarach, były to Wydmy Lucynowsko-Mostowieckie - BU4 (kod PLH140013), Dolina Krasnej - KR1 (kod PLH260001) i Ostoja Nidziańska - NI1 (kod PLH260003). Przy ich wyborze kierowano się spełnieniem trzech warunków. Po pierwsze szukano obszarów, w obrębie których współwystępuje kilka tych samych gatunków sukcesji. Ważnym było również, aby były to najpopularniejsze spośród występujących gatunków, tzw. promotorzy sukcesji, dla których specjaliści botanicy zdecydowali się wykonać najwięcej pomiarów terenowych. Drugim kryterium była różnorodność siedlisk Natura 2000, na których występowały opisywane gatunki, oraz różnorodność pozostałego, szeroko pojmowanego otoczenia analizowanych obiektów. Starano się wybrać takie obszary, które będą od siebie jak najbardziej odmienne. Oba te kryteria dają potencjalnie możliwość zbudowania modelu ogólnego, skutecznego na różnych obszarach badawczych. Ostatnim kryterium była spójność terminów pozyskania danych, która zapewniała porównywalność etapu rozwoju roślinności na poszczególnych obszarach badawczych. Wybrane obszary są zlokalizowane w centralnej oraz południowej części Polski (rys. 19). Pogladowy krajobraz tych obszarów przedstawia rys. 20. Przykłady różnych gatunków drzew i krzewów tworzących proces sukcesji wtórnej na tych obszarach przedstawiono natomiast na rys. 21.



Rys. 19. Lokalizacja obszarów badawczych (czerwone powierzchnie symbolizują obszary Natura 2000 SOOS; źródło: opracowanie własne na podstawie Geoportalu Krajowego <u>https://www.geoportal.gov.pl/</u>)



Rys. 20. Poglądowy krajobraz obszarów Natura 2000 znajdujących się w obrębie analizowanych obszarów badawczych: a. BU4 (źródło: <u>https://kontakt24.tvn24.pl/wydmy-lucynowsko-mostowieckie-to-obszar-natura-2000-najwazniejsza-chroniona-roslina-jest-tu-macznica,3073123,ugc</u>), b. KR1 (źródło: <u>https://archiwum.gdos.gov.pl/plan-zadan-dla-doliny-krasnej</u>), c. NI1 (źródło: <u>http://atrakcje.busko.pl/229-busko-niecka-nidzianska</u>)



Rys. 21. Przykładowe gatunki drzew i krzewów sukcesji: a. kruszyna pospolita, b. sosna zwyczajna, c. dąb szypułkowy, d. jałowiec pospolity, e. wierzba szara, f. brzoza (źródło: dane projektu HabitARS)

Pierwszym obszarem badawczym jest obszar BU4. Jak można odczytać z mapy pokrycia terenu Corine Land Cover (CLC) będącej częścią zał. 2a, dużą część tego obszaru badawczego pokrywają lasy iglaste (312). Występują one w północno-zachodniej, północno-wschodniej, centralnej oraz południowej części obszaru. Znaczny udział powierzchni zaliczono do klasy lasów i roślinności krzewiastej w fazie zmian (324). Te obszary znajdują się w centralnej oraz zachodniej części obszaru i cechują się zaawansowanym stadium sukcesji wtórnej. W obrębie tej klasy zlokalizowana jest większość obiektów pomierzonych w terenie w ramach projektu HabitARS. Dodatkowo, na te dwie klasy przypada największa część powierzchni SOOS Natura 2000 tego obszaru badawczego. Północną część opisywanego obszaru chronionego zaklasyfikowano do gruntów ornych poza zasięgiem urządzeń nawadniających (211). Analiza wizualna ortofotomapy RGB pozwala jednak stwierdzić, że charakterystyka tych obszarów jest bliższa klasie występującej na północ od opisywanej, tj. łąki i pastwiska (231). W pozostałych częściach obszaru badawczego BU4, odnotowano kilka innych klas pokrycia terenu. Należą do nich złożone systemy upraw i działek (242) oraz tereny zajęte przez rolnictwo z dużym udziałem roślinności naturalnej (243). W obrębie obu wymienionych klas możemy zaobserwować postępujący proces sukcesji wtórnej. Ostatnią klasą występującą na obszarze BU4 są tereny komunikacyjne (122), do których zaliczono obszar drogi ekspresowej S8.

Obszar chroniony Natura 2000 znajdujący się w obrębie obszaru badawczego BU4 utworzono w 2008 r. [151]. Ma on powierzchnię 300,48 ha i w całości leży w obrębie obszaru badawczego BU4. Jest to teren o zróżnicowanej rzeźbie i ubogich, piaszczystych glebach, na których występują cenne zbiorowiska roślinne. Odnotowano na nim 348 gatunków roślin naczyniowych, w tym 8 gatunków objętych ochroną ścisłą i 7 częściowa. W obrębie opisywanego obszaru chronionego znajdują się trzy typy siedlisk Natura 2000 (tab. 2). Pierwszym z nich są Wydmy śródladowe z murawami napiaskowymi (kod 2330). To siedlisko cechuje się niewielką powierzchnią i średnią oceną ogólną – B [152]. Dominującym gatunkiem murawy jest szczotlicha siwa Corynephorus canescens. W jej otoczeniu występują drobne rośliny jednoroczne, byliny i mchy. Procesy sukcesyjne obecne na murawach oceniono jako mało intensywne [151]. Drugim występującym typem siedliska są Suche wrzosowiska (kod 4030). Jest to siedlisko o największej – spośród trzech występujących na tym obszarze – powierzchni, oraz o najwyższej ocenie ogólnej - A. W obrębie opisywanego siedliska wyróżniono dwa zbiorowiska wrzosowiskowe - wrzosowiska janowcowe i mącznicowe. W otoczeniu obu z nich występują niskie pokrojowo rośliny, mchy i porosty. Na tych siedliskach także odnotowano występowanie procesu sukcesji, głównie sosny i brzozy. W wielu miejscach

proces ten oceniono jako intensywny i stanowiący zagrożenie dla chronionego terenu [151]. Ostatnim typem siedliska występującego na omawianym obszarze Natura 2000, jest Sosnowy bór chrobotkowy (kod 91T0). Cechuje się on niewielką powierzchnią i niską oceną ogólną – C. Dominującym gatunkiem jest sosna, dodatkowo na tym obszarze występują pojedyncze jałowce. Procesy sukcesyjne i eutrofizacja zostały wskazane jako główne zagrożenia dla tego siedliska.

Kod siedliska	Powierzchnia [ha]	Ocena ogólna
2330	1,71	В
4030	63,36	А
91T0	1,2	С

Tab. 2. Charakterystyka siedlisk Natura 2000 występujących w obrębie obszaru badawczego BU4 (źródło: [151])

Drugim obszarem badawczym jest KR1. Bazą typów pokrycia terenu wykorzystaną do stworzenia map charakteryzujących obszary badawcze KR1 oraz NI1 jest N2K. Cechuje się ona wyższą dokładnością tematyczną oraz znacząco mniejszą minimalną jednostką kartowania (0,5 ha vs 25 ha) niż miało to miejsce w przypadku bazy CLC, którą wykorzystano do stworzenia omawianej powyżej mapy dla obszaru badawczego BU4 [153, 154]. Charakter zagospodarowania przestrzennego tych obszarów może być więc opisany nieco bardziej szczegółowo.

Obszar badawczy KR1 cechuje się dużą różnorodnością tworzących go typów pokrycia terenu (zał. 2b). Duży udział obszaru stanowią lasy iglaste (3210), lasy mieszane (3310) i lasy liściaste (3110). W ich sąsiedztwie, w formie mniejszych obszarów, występuje często klasa przejściowej roślinności leśnej i krzewiastej (3400). Analiza ortofotomapy pozwala stwierdzić, że część z wymienionych obszarów cechuje obecność procesu sukcesji wtórnej, inne są niemal całkowicie pozbawione drzew i krzewów. Można domniemywać, że drugi z przypadków jest rezultatem prowadzonej ochrony czynnej [155]. W północnej i południowej części obszaru badawczego, odnotowano klasę terenów rolniczych (2110). Niewielki obszar w północnej części obszaru badawczego zajmuje również klasa terenów rolniczych z udziałem innej roślinności (2330). Pozostałe tereny o seminaturalnym charakterze to głównie różne rodzaje użytków zielonych – koszone użytki zielone (4100), półnaturalne użytki zielone z udziałem zadrzewień < 30% (4212). To na tych obszarach dostrzegalny jest w najwyższym stopniu proces sukcesji wtórnej.
Dwa niewielkie obszary zajmują również bagna śródlądowe (7110), a jeden obszar zajmuje torfowisko (7122). Występujące na tym terenie obszary chronione Natura 2000 obejmują przede wszystkim lasy, a w mniejszym stopniu także użytki zielone, bagna śródlądowe i torfowiska. Pomiary terenowe wykonano głównie na obszarach zlokalizowanych na styku lasów i użytków zielonych. W obrębie obszaru badawczego znajduje się również kilka klas pokrycia terenu o charakterze antropogenicznym. Należy do nich tkanka miejska (1110), tereny przemysłowe, usługowe i wojskowe (1120), drogi (1210), kolej (1220), tereny wydobycia kopalin, budowy (1310), a także parki miejskie, obszary sportu i rekreacji (1400).

W obrębie obszaru badawczego KR1 znajdują się trzy obszary chronione Natura 2000 - Dolina Krasnej (kod PLH260001) – DK, od której pochodzi nazwa obszaru badawczego, Uroczysko Pięty (kod PLH260012) – UP oraz Lasy Suchedniowskie (kod PLH260010) – LS. W zasięgu obszaru badawczego KR1 znajduje się jedynie część każdego z obszarów chronionych. W zachodniej części obszaru jest to część Doliny Krasnej (powierzchnia części 751,21 ha, 31,51% obszaru Natura 2000), w północno-wschodniej Uroczysko Pięty (powierzchnia części 644,39 ha, 85,54% obszaru Natura 2000), a w południowo-wschodniej Lasy Suchedniowskie (powierzchnia części 480,04 ha, 2,51% obszaru Natura 2000). Opisywane tereny chronione Natura 2000 są bardzo zróżnicowane zarówno pod kątem rzeźby terenu (makroregion Wyżyna Kielecko-Sandomierska), jak i występujących ekosystemów przyrodniczych. Ważnym elementem obszaru jest silnie zabagniona dolina rzeki Krasnej [156]. Duże uwilgotnienie terenu sprawia, że występuje tam różnorodność zarówno ekosystemów (lasy, mokradła, torfowiska, łąki), jak i zbiorowisk roślinnych (np. bory sosnowe, zbiorowiska zarośli wierzby szarej, szuwary turzycowe, szuwary trzcinowe, różne typy łak m.in. łaki trzęślicowe Molinietum medioeuropaeum) [157, 158, 165]. W obrębie każdego z trzech omawianych obszarów Natura 2000 występuje wiele różnych typów chronionych siedlisk. W tab. 3 podsumowano te trzy siedliska, których w najwyższym stopniu dotyczyły pomiary terenowe, a tym samym które były elementem większości wzorców uczących. Pierwszym z typów siedlisk są Suche wrzosowiska (kod 4030), opisywane wcześniej dla obszaru badawczego BU4. Na obszarach chronionych DK i UP zajmują one niewielką powierzchnię i cechują się średnią oceną ogólną odpowiednio B i C, a na LS nie występują. Kolejnym typem siedliska są Górskie i niżowe murawy bliźniczkowe (kod 6230). Zajmują znaczną powierzchnię na obszarze chronionym DK oraz niewielką na obszarze chronionym LS. Siedlisko to na obu obszarach podlega intensywnemu procesowi sukcesji wtórnej. M.in. z tego powodu ocena ogólna tego siedliska to B i C, odpowiednio dla obszaru DK i LS. Ostatnim, wymienionym w

tab. 3, typem siedliska są Zmiennowilgotne łąki trzęślicowe (kod 6410). Ten typ siedliska występuje na każdym z trzech obszarów chronionych i, podobnie jak ma to miejsce w poprzednio wymienionych typach siedlisk, jest degradowany przez sukcesję wtórną, cechując się oceną ogólną na średnim poziomie. Jest to B, B i C, odpowiednio dla obszarów DK, UP i LS (tab. 3).

Kod	Powierzchn	Ocena	Powierzch	Ocena	Powierzch	Ocena
siedliska	ia DK [ha]	ogólna DK	nia UP [ha]	ogólna UP	nia LS [ha]	ogólna LS
4030	0,24	В	7,53	С	n.a.	n.a.
6230	155,66	В	n.a.	n.a.	3,0	С
6410	23,04	В	41,14	В	71,48	С

Tab. 3. Charakterystyka wybranych siedlisk Natura 2000 występujących w obrębie obszaru badawczego KR1 (źródło: [156, 157, 158])

Trzecim obszarem badawczym jest NI1. Jak pokazano na mapie stanowiacej zał. 2c, obszar wyróżnia się niewielkim udziałem lasów. Klasy lasu iglastego (3210), lasu mieszanego (3310), lasu liściastego (3110) i przejściowej roślinności leśnej i krzewiastej (3400) występuja głównie w środkowej części obszaru. Pozostała część obszaru badawczego jest zdominowana przez tereny rolnicze (2110) (z niewielkim udziałem sadów (2210) i złożonych systemów upraw (2320)), zajmujące południowa część obszaru, oraz różnego rodzaju użytki zielone. Należą do nich, podobnie jak na obszarze badawczym KR1, koszone użytki zielone (4100), półnaturalne użytki zielone z udziałem zadrzewień >= 30% (4211) oraz półnaturalne użytki zielone z udziałem zadrzewień < 30% (4212). Analizując ortofotomape można stwierdzić, że na tych obszarach występuje proces sukcesji wtórnej. Zdecydowanie nie jest on jednak tak intensywny, jak na opisywanych wyżej obszarach badawczych BU4 i KR1. Do obszarów o charakterze naturalnym należy również zaliczyć różnego rodzaju obszary wodne, występujące w północnej oraz północno-zachodniej części obszaru badawczego NI1. Należy do nich ciek wodny (8110) - rzeka Nida, staw (8230) i starorzecza (8130). Do obszaru chronionego Natura 2000 zaliczono przeważającą część obszaru badawczego NI1, pomijając jedynie tereny rolnicze i zurbanizowane. Pomiary terenowe wykonano przede wszystkim, podobnie jak dla obszaru badawczego KR1, na styku lasów (części południowej) i użytków zielonych. Obszary o charakterze antropogenicznym, występujące na opisywanym obszarze badawczym, to tkanka miejska (1110), tereny przemysłowe, usługowe i wojskowe (1120), drogi (1210), kolej (1220),

tereny wydobycia kopalin, budowy (1310), a także parki miejskie, obszary sportu i rekreacji (1400).

W obrębie obszaru badawczego NI1 znajduje się jeden obszar chroniony Natura 2000 – Ostoja Nidziańska (kod PLH260003). Nie jest to cały obszar, a jego północna część (powierzchnia tej części wynosi 1889,81 ha, co stanowi 7,13% obszaru Natura 2000). Ostoja Nidziańska położona jest w obrębie makroregionu Niecki Nidziańskiej, częściowo również Wyżyny Kieleckiej. Obejmuje ona dolinę rzeki Nidy, a także fragmenty przylegających do niej płaskowyżów. Obszar cechuje bogata szata roślinna obejmująca m.in. łąki i szuwary [159]. Ważnym elementem jest również siedlisko Muraw kserotermicznych (kod 6210). Są to zbiorowiska o bogatej i zróżnicowanej florze, często z udziałem gatunków reliktowych i rzadkich [160]. To siedlisko stanowi jednocześnie główny obszar, na jakim wykonano pomiary terenowe przeprowadzone w ramach projektu HabitARS. Murawy kserotermiczne obecne na obszarze Ostoi Nidziańskiej cechują się wysoką oceną ogólną – A (tab. 4).

Tab. 4. Charakterystyka siedliska Natura 2000 Murawy kserotermiczne występującego w obrębie obszaru badawczego NI1 (źródło: [159])

Kod siedliska	Powierzchnia [ha]	Ocena ogólna
6210	159,31	А

Wracając do trzech kryteriów wyboru obszarów badawczych, omawianych na początku tego podrozdziału, można uznać je za spełnione. Po pierwsze na każdym z trzech obszarów badawczych pomierzono w terenie osobniki o pokrywających się wzajemnie gatunkach – sosny zwyczajnej (trzy obszary), brzozy (trzy obszary), kruszyny pospolitej (trzy obszary) oraz wierzby (dwa obszary – BU4 i KR1). Jednocześnie są to jedne z najbardziej licznych gatunków, biorąc pod uwagę sumę pomiarów wykonanych łącznie na trzech obszarach (wyk. 2). Dodatkową zaletą czterech wymienionych gatunków jest ich zróżnicowany pokrój (m.in. kształt korony, stosunek wysokości do szerokości osobnika, barwa liści/igieł). Te cechy można zaobserwować na rys. 21, przedstawiającym przykładowe osobniki wymienionych gatunków. Opisywane zróżnicowanie, w toku analiz, potencjalnie pozwoli ocenić wpływ poszczególnych cech na dokładność detekcji osobników każdego z gatunków. Będzie więc dość reprezentatywne dla wnioskowania na temat możliwych do osiągnięcia dokładności dla innych, nieanalizowanych gatunków drzew i krzewów sukcesji. Po drugie, jak można wywnioskować z opisów obszarów, przedstawionych wyżej, każdy z obszarów badawczych jest bardzo zróżnicowany i odmienny od siebie nawzajem. Trudnym elementem wyboru

obszarów badawczych (spośród siedmiu badanych w projekcie HabitARS) był wybór takich, które zapewniłyby spójność terminu pozyskania danych teledetekcyjnych w trzech analizowanych sezonach, czyli trzeciego z omawianych na wstępnie kryteriów. Ostatecznie, trzy wybrane obszary okazały się spełniać to kryterium w najwyższym stopniu. Dane teledetekcyjne z sezonu wiosennego dla obszarów BU4 i KR1 były pozyskane w odstępie kilku dni, tj. na przełomie maja i czerwca. Dane dla trzeciego podstawowego obszaru badawczego -NI1, pozyskano dwa tygodnie wcześniej. Te różnice w terminie rejestracji danych mogą skutkować różnym stopniem rozwoju osobników. Wydaje się jednak, że różnice w charakterystyce obiektów będą dotyczyły ich wielkości lub zwartości korony, czyli cech, które nie stanowią podstawowych charakterystyk różnicujących poszczególne gatunki. Nieco bardziej problematyczna sytuacja występuje w sezonie letnim. Termin pozyskania danych BU4 i KR1 jest bardzo podobny – różni się o trzy dni. Rejestracji danych dla obszaru badawczego NI1 dokonano natomiast znacznie później – w odstępie trzech tygodni. Analizując mapy klimatu Polski IMGW [161] można zauważyć wyższe średnie temperatury cechujące ten obszar badawczy w miesiącach czerwiec i lipiec roku 2017. Możemy więc domniemywać, że roślinność na tym obszarze bedzie znacznie bardziej rozwinieta. Ostatnim sezonem pozyskania danych teledetekcyjnych była jesień. Dane dla obszarów badawczych KR1 i NI1 pozyskano tego samego dnia, tj. pod koniec września (tab. 1). Nalot nad obszarem BU4 odbył się natomiast trzy tygodnie wcześniej, na początku września. Na podstawie mapy klimatu Polski IMGW [161] można stwierdzić, że średnia temperatura w miesiącach sierpień i wrzesień 2017 r. na wszystkich trzech obszarach była zbliżona. Finalnie więc, możemy spodziewać się, że przebarwienie liści na obszarach KR1 i NI1 będzie w bardziej zaawansowanej fazie.

6. METODYKA BADAŃ

6.1. Zarysowanie metodyki badań

Rozważania przedstawione w poprzednich rozdziałach zarysowały potrzebę przetestowania podejścia wykorzystującego głębokie sieci neuronowe w zadaniu wykrycia obiektów sukcesji oraz identyfikacji ich gatunków na obrazach lotniczych RGB. Dodatkowo, wskazano nieco większą użyteczność zadania detekcji niż segmentacji w kontekście tego celu. Pomimo zawężenia potencjalnych architektur za pomocą tak zdefiniowanych kryteriów, wciąż do dyspozycji pozostaje wiele różnych modeli. Przetestowanie ich wszystkich w sposób wyczerpujący nie jest wykonalne. Z tego powodu zdecydowano się wybrać jedno, potencjalnie najbardziej pasujące do analizowanego zadania rozwiązanie, i zbadać jego potencjał w sposób wyczerpujący. Wybór opisywanego modelu bazowego stanowił pierwszy z etapów badań zrealizowanych w ramach niniejszej pracy (etap 1 na wyk. 4; podrozdział 6.2 niniejszej pracy). Kolejnym krokiem (etap 2, podrozdział 6.3 niniejszej pracy) było odpowiednie wstępne przetworzenie danych źródłowych - ortofotomap lotniczych i pomiarów referencyjnych. Omawiane przetworzenie wykonano w celu przekształcenia danych źródłowych do formatu danych wejściowych wybranego modelu. Następnym krokiem badań (etap 3, podrozdział 6.4 niniejszej pracy) było wykonanie szeregu eksperymentów badawczych mających na celu określenie istotności dla dokładność predykcji poszczególnych, charakteryzujących model, zmiennych. Finalnym krokiem badań była ocena dokładności wyników (etap 4, podrozdział 6.5 niniejszej pracy), którą wykonano osobno dla zadania wykrycia zasięgu przestrzennego obiektów i klasyfikacji ich gatunków.



Wyk. 4. Etapy metodyki badań (źródło: opracowanie własne)

6.2. Wybór modelu bazowego

Jak opisano w rozdziale pierwszym, analizując dostępne modele bazowe należy kierować się m.in. ich pierwotnym przeznaczeniem, oraz charakterem zbioru danych, na podstawie którego został wytrenowany dany model. Druga z wymienionych cech jest szczególnie istotna, biorąc pod uwagę relatywnie niewielką liczbę wzorców uczących dostępnych w ramach niniejszych badań [1]. Dwa rozwiązania - DeepForest [162] oraz Detectree2 [163], wyróżniają się pozytywnie pod tym względem, jako że oba oferują modele detekcji wstępnie wytrenowane (ang. pre-trained) na obrazach teledetekcyjnych pojedynczych drzew. Popularnym podejściem w badaniach wykonywanych na danych teledetekcyjnych jest wykorzystanie wag wyuczonych na dużych, ogólnodostępnych zbiorach tradycyjnych obrazów naziemnych o tematyce ogólnej, np. ImageNet [164] czy COCO [165]. Jak opisano w rozdziale pierwszym, jest to uzasadnione - duża część podstawowych cech pozwalających na wykrycie obiektów najprawdopodobniej będzie zbliżona w przypadku obiektów występujących na obrazach naziemnych i teledetekcyjnych. Można jednak domniemywać, że wagi wytrenowane na danych o tym samym charakterze i tym samym typie obiektu, będą jeszcze bardziej korzystne dla realizacji zadania. Należy więc stwierdzić, że pod kątem dwóch omawianych zmiennych – pierwotnego przeznaczenia oraz charakteru zbioru danych, DeepForest oraz Detectree2 są potencjalnie bardziej korzystne w kontekście niniejszego zadania, niż inne modele detekcji obiektów, np. YOLOv7, wytrenowane na wspomnianym zbiorze COCO [166] czy Faster R-CNN wytrenowane na zbiorze Pascal VOC [28]. Innym ważnym aspektem jest to, że oba rozwiązania – DeepForest i Detectree2, bazują na architekturze splotowych sieci neuronowych. W końcowej części rozdziału pierwszego omówiono nowszy niż CNN typ architektury głębokich sieci neuronowych służących rozpoznawaniu obrazów - transformatory widzenia. Przedstawiono je jako architekturę bardzo uniwersalną, mającą potencjał przyszłego wyprzedzenia CNN w zakresie możliwych do osiągnięcia skuteczności. Należy jednak zauważyć, że w kontekście niniejszego zadania – detekcji drzew, według wiedzy autorki nie istnieje obecnie żadne dedykowane rozwiązanie oparte o ViT. Prawdopodobnie wynika to z faktu, że dla stworzenia takiego rozwiązania potrzeba znacznie więcej danych uczących, niż posłużyło do stworzenia dwóch omawianych rozwiązań opartych na CNN [36]. W tym kontekście DeepForest i Detectree2 stanowią jedne z najnowocześniejszych rozwiązań w swojej dziedzinie (ang. state-of-the-art – SOTA) [167, 168] i cechują się wysoką skutecznością udokumentowaną naukowo [169, 170, 171]. Finalnie, oba omawiane rozwiązania mają wyczerpującą dokumentację, a korzystanie z ich kodu źródłowego jest możliwe na zasadach

licencji MIT [172, 173]. Oznacza to, że opisywany kod może być modyfikowany i przekazywany w celach prywatnych i komercyjnych, z koniecznością oznaczenia autora. Oba rozwiązania pozwalają więc na wykonywanie eksperymentów badawczych i na dalsze wykorzystanie powstałych produktów.

Porównując dwa rozwiązania, warto rozpocząć od ich podobieństw. Jak wspomniano wcześniej, zarówno DeepForest, jak i Detectree2 bazują na architekturze splotowych sieci neuronowych. Co więcej, w obu przypadkach rdzeniem tej architektury (ang. backbone) jest sieć ResNet [16, 169, 174]. Cechę różnicującą stanowi natomiast typ architektury detektora. W przypadku DeepForest jest to RetinaNet - detektor jednoetapowy, którego wynik obejmuje prostokąty ograniczające obiekty oraz prawdopodobieństwa ich przynależności do poszczególnych zdefiniowanych klas [169, 175]. Rozwiązanie Detectree2 wykorzystuje natomiast architekturę Mask R-CNN – detektor dwuetapowy, pozwalający otrzymać zarówno wspomniane wynik detekcji, jak i segmenty obiektów [174]. Opisane różnice sprawiają, że czas predykcji Detectree2 będzie dłuższy, niż w przypadku DeepForest. W kontekście niniejszego zadania, należy jednak uznać tą zmienną za nieistotną. Drugą, bardziej znaczącą różnicą jest natomiast definicja funkcji straty w obu detektorach. W przypadku RetinaNet, funkcja ta optymalizuje dwa elementy – współrzędne prostokątów ograniczających obiekty oraz ich klasy. Funkcja straty Mask R-CNN musi natomiast znaleźć konsensus wartości trzech elementów, czyli także poprawności stworzonych segmentów. Najistotniejszą różnicę pomiędzy DeepForest i Detectree2 zdaje się jednak stanowić charakter danych źródłowych, na podstawie których opracowano model detekcji obiektów. W przypadku pierwszego z wymienionych było to 30 mln koron drzew wygenerowanych automatycznie oraz 10 tys. koron opracowanych w sposób manualny, należących do opisanego w rozdziale piątym zbioru danych NEON. Co istotne, pierwszy z wymienionych zbiorów danych pochodził z 22 różnych lasów, a drugi z 6 różnych lasów [170]. Drzewa znajdujące się w opisywanych lasach były bardzo zróżnicowane i uwzględniały również mniejsze odizolowane przestrzennie osobniki. Rozwiązanie Detectree2 zostało opracowane z wykorzystaniem mniejszej liczby wzorców -3797 koron drzew, z których wszystkie pochodziły z czterech obszarów badawczych zlokalizowanych w lasach tropikalnych [176]. Należy więc uznać rozwiązanie Detectree2 za wyspecjalizowane w identyfikacji pojedynczych drzew położonych w lasach tropikalnych, o charakterze znacząco odbiegającym od drzew tworzących proces sukcesji w Polsce. Ten wniosek potwierdzają autorzy, zaznaczając, że model identyfikuje wysokie drzewa w sposób bardzo dokładny, ale nie jest w stanie równie skutecznie wykryć innych ich typów. Wskazują na potrzebę uzupełnienia zbioru uczącego o większą liczbę bardziej zróżnicowanych przykładów [176]. W tym kontekście rozwiązanie DeepForest należy określić jako zdecydowanie bardziej uniwersalne, co zostało potwierdzone w badaniach jego autorów [170]. Za dodatkowy dowód opisywanej wszechstronności należy uznać fakt, iż DeepForest zaimplementowano m.in. w środowisku oprogramowania ArcGIS [177] i Agisoft [178]. Innym ważnym polem porównania dwóch opisywanych rozwiązań jest ich skuteczność. Badania wskazują na nieco wyższą dokładność detekcji Detectree2 – wskaźnik F1 wyniósł odpowiednio 0,52 i 0,57 [171]. Należy jednak zaznaczyć, że badania porównawcze dotyczyły jedynie obszaru otoczenia Uniwersytetu Shizuoka w Japonii. Znajdujące się tam drzewa są liściaste, rosną w dużym zagęszczeniu i cechują się znaczną wysokością. Należy więc uznać, że nie są reprezentatywne dla różnych typów drzewostanów, w szczególności mniejszych osobników. Analizując mocne i słabe strony obu rozwiązań, zdaniem autorki, to DeepForest stanowi rozwiązanie o większym potencjalne w kontekście wykorzystania w niniejszych badaniach.

Rozwiązanie DeepForest, w wykorzystanej w niniejszych badaniach wersji 1.0.0, ma postać pakietu języka programistycznego Python, opartego o rozwiązania PyTorch i Torchvision [162]. PyTorch to otwarta platforma programistyczna służąca uczeniu głębokiemu z wykorzystaniem procesora (ang. Central Processing Unit – CPU) i procesora graficznego (ang. Graphic Processing Unit – GPU) [179, 180]. Torchvision to biblioteka stanowiąca część projektu PyTorch, zawierająca m.in. popularne zbiory danych, modele i narzędzia transformacji obrazów na cele widzenia komputerowego [180]. Pakiet DeepForest został opracowany przez członków zespołu badawczego Weecology, Uniwersytetu na Florydzie – Bena Weinsteina, Henryego Senyondo i Ethana White [162, 181].

Głównym elementem rozwiązania DeepForest jest uniwersalny model detekcji pojedynczych drzew, zbudowany w oparciu o architekturę sieci RetineNet. Opisywana architektura została stworzona przez zespół Facebook AI Research i opublikowana w 2018 r. [175]. Omawiana sieć należy do grupy detektorów jednoetapowych, tj. nie rozdziela etapów znajdowania lokalizacji potencjalnych obiektów i przypisywania im klasy. Zamiast tego, wykonuje całość operacji detekcji w kolejnych, regularnie i gęsto rozmieszczonych potencjalnych lokalizacjach, skalach i współczynnikach proporcji obiektów [175]. Architektura sieci RetinaNet składa się ze rdzenia odpowiedzialnego za obliczenie map cech w odniesieniu do całego obrazu oraz dwóch podsieci (ang. subnetwork). Pierwsza z nich służy obliczeniu prawdopodobieństwa obecności obiektu dla każdej z rozważanych lokalizacji, kotwicy (ang. anchor) oraz klasy obiektów. Druga podsieć odpowiada za wyznaczanie współrzędnych prostokątów ograniczających wykrywane

obiekty. Rdzeń RetinaNet jest połączeniem architektury ResNet [16] oraz sieci z piramidą cech (ang. Feature Pyramid Network – FPN) [182]. Druga z wymienionych zwiększa skuteczność wykrywania obiektów w różnych skalach. Wykrywanie różnorodnych obiektów, przy jednoczesnym zachowaniu efektywności obliczeniowej, wspomaga również obecność wspomnianych wcześniej kotwic o różnej wielkości oraz kształcie. Kotwice można określić jako wstępne wersje prostokątów ograniczających obiekty [34]. Architektura podsieci jest natomiast mniej skomplikowana i składa się z kilku w pełni połączonych warstw. Element różnicujący obie podsieci stanowią wymiary ostatniej warstwy. Dwie opisane podsieci generują wyniki dla każdego poziomu piramidy cech, które następnie są łączone za pomocą algorytmu Non-Maximum Suppression (ang.) – NMS. Działanie opisywanego algorytmu polega na iteracyjnym usuwaniu tych spośród pokrywających się prostokątów ograniczających obiektów, które cechują się niższym wynikiem (ang. score) [183]. Architektura RetinaNet, w sposób poglądowy, została zaprezentowana na rys. 22.



Rys. 22. Poglądowa architektura sieci RetinaNet (źródło: [175])

Jednak jak wskazują autorzy RetinaNet, to nie architektura sieci stanowiła główną innowację tego rozwiązania. Była nią modyfikacja entropii krzyżowej jako funkcji straty – stworzona tytułowa Focal Loss (ang.). Nowa funkcja adresowała problem niezbalansowania klas obiektów i tła, który sprowadzał się do występowania bardzo wielu łatwych z perspektywy klasyfikacji przykładów negatywnych, tj. tła. Jak przekonują autorzy, takie przykłady nie wnoszą wiele wartości, a ich duża liczba powoduje, że proces nauki nie prowadzi do stworzenia poprawnego modelu. Opracowana nowa funkcja zmniejszyła wagi opisanych łatwych przykładów, co doprowadziło do znacznego zmniejszenia ich wkładu w finalną wartość straty. Jednocześnie nauka algorytmu skupiła się w ten sposób na najtrudniejszych przykładach [175]. Dzięki opisanym właściwościom, RetinaNet stanowiła w ostatnich latach jedną z najpopularniejszych architektur (rys. 23). Analiza całkowitej liczby artykułów naukowych wyposażonych w kod źródłowy, pozwala architekturze RetinaNet zajmować piąte miejsce [184].

Usage Over Time



Rys. 23. Udział artykułów naukowych wykorzystujących poszczególne architektury detekcji obiektów w całkowitej liczbie artykułów zawierających kod źródłowy (źródło: <u>https://paperswithcode.com/method/retinanet</u>)

Jak wspomniano powyżej, model detekcji pojedynczych drzew będący elementem pakietu DeepForest, powstał na bazie architektury RetinaNet. Model opracowano na drodze kilkukrotnego trenowania wag opisanej sieci. Proces uczenia rozpoczęto od wykorzystania dostepnych w Torchvision wag pochodzących z uczenia sieci (ze rdzeniem ResNet w wersji z 50 warstwami) na zbiorze danych COCO V1 [165, 185]. Następnie model wytrenowano na 30 mln koron drzew o umiarkowanej jakości - wygenerowanych w podejściu seminadzorowanym na podstawie danych NEON. To podejście polegało na wykonaniu eksperckiej segmentacji CHM, stworzonego na podstawie danych LiDAR ze zbioru NEON zgodnie z metodyką zaproponowaną przez Silva C. i in. (2016) [186]. Należy zaznaczyć, że dane LiDAR zostały wykorzystane jedynie do stworzenia prostokątów ograniczających drzewa i nie stanowiły danych wejściowych modelu RetinaNet [170]. Autorzy wykorzystali zaletę zbioru NEON - pokrywania się zasięgu przestrzennego danych LiDAR, a więc również wygenerowanych koron drzew, z zasiegiem ortofotomapy lotniczej. Ostatnim etapem uczenia sieci było dotrenowanie jej z wykorzystaniem 10 tys. koron opracowanych manualnie. Należy dodać, że model jest obecnie wciąż udoskonalany poprzez dodawanie kolejnych referencyjnych koron drzew z innych obszarów, w celu uczynienia go jeszcze bardziej uniwersalnym [169, 187, 188]. Schemat tworzenia opisywanego modelu przedstawiono na rys. 24.



Rys. 24. Schemat tworzenia modelu detekcji pojedynczych drzew w DeepForest (źródło: [170])

W kontekście niniejszych badań, dwa aspekty tworzenia opisywanego modelu wydają się szczególnie istotne. Po pierwsze, model był trenowany na wycinkach ortofotomapy o rozdzielczości przestrzennej równej 0,1 m i wymiarach 400×400 pikseli. Doświadczenia autorów wskazują, że działanie modelu w obecnej wersji jest wrażliwe na te parametry. Najprawdopodobniej optymalne wymiary wycinków danych o niższej rozdzielczości przestrzennej beda wieksze niż 400×400 pikseli [170]. Autorzy pakietu wykonali badania m.in. nad zastosowaniem modelu do detekcji pojedynczych drzew w środowisku miejskim, korzystając z danych o rozdzielczości przestrzennej 0,3 m. Uzyskane wyniki wykazały, że model może być skutecznie zastosowany dla tego rodzaju środowiska i danych wejściowych, ale uzyskanie wysokich dokładności wymagało jego dotrenowania z wykorzystaniem większych wycinków ortofotomapy - o wymiarach 800×800 pikseli [170]. Do podobnych wniosków doszli autorzy badań dla obszaru Australii, wykonywanych na obrazach z BSL o rozdzielczości przestrzennej 0,05 m. Wykazali oni, że model DeepForest po dotrenowaniu go, na relatywnie niewielkiej liczbie lokalnych danych o wyższej od oryginalnej rozdzielczości przestrzennej (143 osobniki), pozwolił na uzyskanie zadowalających wyników [189]. Badania wykonywane w ramach niniejszej pracy, jak opisano w rozdziale piątym, bazują na ortofotomapie o rozdzielczości przestrzennej 0,1 m. Należy więc oczekiwać, że optymalny wymiar wycinka będzie zbliżony do wymiarów oryginalnego dla opisywanego modelu, tj. 400×400. Biorąc jednak pod uwagę mniejszą średnią wielkość wykrywanego obiektu, stosownym wydaje się wykonanie zalecanych przez autorów eksperymentów nad optymalną wielkością wycinka [162, 170].

Drugim istotnym aspektem tworzenia modelu DeepForest było zastosowanie przez autorów ograniczenia zbioru wzorcowych drzew do obiektów o wysokości powyżej 3 m. Jak wskazują autorzy, miało to na celu wyeliminowanie obiektów będących krzewami. Wyniki badań wykazały, że opisywany zabieg w istocie wpłynął na podniesienie precyzji (ang. precision) modelu i nieznaczne obniżenie jego czułości (ang. recall) [187]. W kontekście badań wykonywanych w ramach niniejszej pracy należy więc założyć, że wykrycie mniejszych obiektów będzie wymagało lokalnych wzorców z takimi przykładami. Można jednak domniemywać, że zdefiniowanie opisywanego ograniczenia wzorców w przypadku modelu DeepForest jest wskazane, nie tylko ze względu na uniknięcie wykrywania krzewów. Stworzenie poprawnych segmentów drzew z wykorzystaniem semi-automatycznej metody bazującej na danych LiDAR o relatywnie niskiej gęstości, jest szczególnie trudne w odniesieniu do małych obiektów. Gęstość chmury punktów NEON wynosiła średnio 4-6 punktów/m². Usunięcie niewielkich obiektów ograniczyło więc wprowadzenie do modelu wzorców uczących o niższej jakości. Co istotne, badania wykonane przez autorów pakietu pozwalają domniemywać, że opisywane podwyższenie jakości wzorców wpłyneło pozytywnie na detekcję zarówno większych, jak i mniejszych osobników. Wskazują na to wyniki testów wykonanych dla obszaru badawczego Alpine, cechującego się dużym udziałem niewielkich osobników. Wskazują one na wyższą dokładność modelu wytrenowanego wstępnie na dużych osobnikach z innego obszaru (Mixed Pine), niż na osobnikach z omawianego (Alpine) [169]. Na tej podstawie można domniemywać, że jakość wzorców użytych podczas wstępnego trenowania modelu okazała się bardziej istotna, niż ich lokalność, tj. podobieństwo osobników pomiędzy obszarem treningu i predykcji. Warto dodać, że wspominane wyżej badania dla obszaru Australii także obejmowały krzewy, choć nie wskazano granicznej lub średniej wielkości wykrywanych obiektów [189].

Na końcu opisu rozwiązania DeepForest należy dodać, że oprócz uniwersalnego modelu detekcji pojedynczych drzew oferuje ono również szereg funkcji umożliwiających łatwe wykorzystanie modelu. Opisywana funkcjonalność pozwala na wykonywanie predykcji dla nowych obszarów, korzystając z gotowego modelu, a także na rozwijanie/modyfikowanie go. W tym celu pakiet oferuje narzędzia wspomagające wszystkie istotne etapy rozwijania modelu – wstępne przetworzenie danych źródłowych do formatu wymaganego przez model, trenowanie modelu, ocenę dokładności modelu, wykonywanie predykcji i wizualizację wyników [162].

6.3. Wstępne przetworzenie danych źródłowych

Kolejnym etapem pracy, po wyborze bazowego modelu, było wstępne przetworzenie danych źródłowych – referencyjnych pomiarów terenowych oraz ortofotomap lotniczych RGB, w celu przygotowania wzorców referencyjnych (drzew i krzewów sukcesji) dla algorytmu detekcji. Pierwszą cześć pracy wykonano w środowisku oprogramowania QGIS 3.26.2 Buenos Aires [190]. Do programu wczytano punktową warstwę wektorową przedstawiającą lokalizację poszczególnych osobników, ortofotomapę lotniczą RGB oraz wysokościowy model koron (ang. Crown Height Model - CHM). Wszystkie trzy wymienione warstwy odpowiadały aktualnie analizowanemu obszarowi badawczemu i kampanii. Następnie, korzystając z narzędzia Buffer (menu Vector), wygenerowano trzy warstwy wektorowe kwadratowych buforów od punktów reprezentujących lokalizację osobników. Promienie, tu rozumiane jako połowa długości boku kwadratu, trzech kolejnych buforów wyniosły 2,55 m, 5,15 m i 10,35 m. Takie długości promieni pozwoliły na stworzenie (niemal) kwadratowych poligonów, których powierzchnia pokrywała fragmenty ortofotomapy RGB o wymiarach odpowiednio: 52×52, 104×104 i 208×208 pikseli (rys. 25). Wielokrotnością każdego z podanych wymiarów jest kwadrat o wymiarze 416×416, który to wymiar z kolei był pierwszym podlegającym eksperymentom opisanym w podrozdziale 6.4. Takie ustalenie wymiarów fragmentów ortofotomapy pozwoliło, w jednym z kolejnych etapów pracy, dokonać bezpośredniego przeskalowania w górę (ang. upscaling) do wymiaru 416×416.



Rys. 25. Kwadratowe bufory o trzech długościach promienia, dla dwóch przykładowych, pomierzonych w terenie osobników (źródło: opracowanie własne na podstawie danych z projektu HabitARS)

Wartym skomentowania jest powód przygotowania trzech poligonów, z których każdy cechował się mniejszym wymiarem niż wymiar docelowy 416×416. Wynika to niejako z natury badanego procesu - sukcesji wtórnej, oraz ze sposobu wykonania kampanii terenowej. Pomiarom podlegały najczęściej odizolowane przestrzennie osobniki. Najbliższe otoczenie mierzonego drzewa/krzewu stanowił więc obszar łąki, traw czy innego podłoża. Miało to na celu łatwa identyfikację obiektu na zdjęciu lotniczym. Opisywane oddalenie od innych obiektów było jednak ograniczone do niezbędnego minimum - znalezienie wielu osobników poszukiwanego gatunku, które byłyby znacznie oddalone od innych z każdej strony, jest niewykonalne na analizowanych obszarach badawczych. Trwający proces sukcesji sprawia, że na objętym nim terenie znajduje się wiele drzew i krzewów położonych blisko siebie. Nie wszystkie takie obiekty były jednak przedmiotem zainteresowania mierzących. Strategia pomiarów była nakierowana na znalezienie odpowiedniej liczby przykładowych osobników najbardziej popularnych gatunków – promotorów sukcesji, oraz mniejszej liczby przykładów osobników pozostałych gatunków. Z tego powodu przykładowa - zlokalizowana 3 m od zmierzonej brzozy – grusza, mogła nie zostać oznaczona w danych terenowych. Opisywana sytuacja spowodowała, że w obrębie fragmentów ortofotomapy o wymiarach 416×416 często znajdował się jeden zmierzony osobnik oraz kilka o niezidentyfikowanym gatunku. Stanowi to problem, jako że algorytm detekcji wymaga oznaczenia każdego obiektu jako należącego do określonej klasy. Nieoznaczenie takiego osobnika jako obiektu spowodowałoby interpretowanie go przez algorytm jako nienależącego do żadnej ze zdefiniowanych klas. Jeśli niezidentyfikowany osobnik okazałby się należeć w rzeczywistości do jednej z wykrywanych klas, np. byłby brzozą, wówczas algorytm uczyłby się na jego przykładzie cech różnicujących brzozy od brzóz. Opisana sytuacja wymusiła zmniejszenie analizowanych fragmentów ortofotomapy RGB do omówionych mniejszych obszarów. Po wygenerowaniu trzech warstw poligonowych buforów, połączono je w jedną, korzystając z narzędzia Merge Vector Layers (menu Vector). W następnym kroku dokonano analizy wizualnej każdego osobnika i wybrano największy możliwy poligon go pokrywający, jednocześnie nie pokrywający drzew i krzewów o niezidentyfikowanych gatunkach. W wielu przypadkach przesuwano poligon tak, aby ominąć niezidentyfikowane obiekty, zachowując zmierzony obiekt i jego najbliższe otoczenie. W szczególności zwracano uwagę na zachowanie pikseli obrazujących cień obiektu, jako że jego kształt może stanowić cechę różnicującą gatunki. Pracę z poligonami zakończono nadaniem każdemu unikalnego identyfikatora oraz obliczeniem wartości skrajnych współrzędnych x i y w układzie prostokątnym płaskim 1992 (EPSG: 2180), czyli x min, x max, y min i y max. następnym kroku przystąpiono do narysowania prostokątów ograniczających W

zidentyfikowane obiekty. W tym celu posługiwano się zarówno ortofotomapą RGB, jak i CHM. Prostokąty tworzono tak, aby z jak najwyższą dokładnością wyznaczały granicę danego obiektu, tj. z jednej strony nie przecinały go, a z drugiej nie pozostawiały przerwy pomiędzy nim a bokiem prostokąta. Do problematycznych przypadków należały drzewa i krzewy o bardzo małej szerokości (np. 0,5 m) i zwartości (np. 30%) korony. Takie obiekty często okazywały się niemal niewidoczne na ortofotomapie RGB, lub rozróżnienie ich od otaczających roślin było obarczone dużą niepewnością. Opisywane obiekty były pomijane i nie trafiały do dalszych etapów przetwarzania. Problematyczność w poprawnym zdefiniowaniu prostokątów ograniczających obiekty była także potęgowana w przypadku chęci powiązania zasięgu przestrzennego danego obiektu pomiędzy kampaniami – terminami pozyskania danych teledetekcyjnych. Po pierwsze, drzewa i krzewy sukcesji podlegają ochronie czynnej oraz innym zdarzeniom będącym udziałem ludzi. Z tego powodu, część obiektów "znika" pomiędzy terminami poszczególnych nalotów. Po drugie, wygląd obiektów zmienia się wraz ze zmianami pór roku i dotyczy to głównie takich aspektów, jak: objętość, zasięg korony, barwa liści. Powoduje to relatywnie znaczące różnice w zasięgu przestrzennym opisywanych obiektów. Omawiane zmiany sa szczególnie zauważalne w przypadku najmniejszych osobników. W celu opracowania poprawnych wzorców referencyjnych, prostokąty ograniczające obiekty stworzono indywidualnie dla każdego terminu pozyskania danych teledetekcyjnych, wiążąc je jednak wartością identyfikatora obiektu. Pracę nad przygotowaniem prostokątów ograniczających obiekty, podobnie jak w przypadku poligonów buforów, zakończono uzupełnieniem tabeli atrybutów. Do stworzonych prostokątów przepisano wartości atrybutów odpowiadających im źródłowych punktów pomiarowych, korzystając z narzędzia Join attributes by location (menu Vector). To samo narzędzie pozwoliło również na dołączenie do prostokątów identyfikatorów buforów, w obrębie których się znajdowały. Każdy prostokąt został również wyposażony w unikalny identyfikator. Finalnie, w stosunku do każdego z prostokątów obliczono wartości skrajnych współrzędnych x i y w układzie prostokątnym płaskim 1992 (EPSG: 2180).

Drugą część pracy nad stworzeniem wzorców referencyjnych wykonano w środowisku języka programistycznego Python 3. Na początku stworzono wycinki ortofotomapy RGB, które obrazowały poszczególne obiekty. W tym celu, jako dane wejściowe wykorzystano poligony buforów definiujące docelowe zasięgi przestrzenne wycinków oraz ortofotomapę RGB. Opisywane dane przetworzono autorską funkcją, korzystającą z bibliotek GeoPandas [191], shapely [192] i Rasterio [193]. Rezultatem działania funkcji było stworzenie dwóch zestawów

wycinków – o wymiarze oryginalnym 52×52, 104×104 lub 208×208 pikseli, oraz o wymiarze przetworzonym 416×416. Drugi z wymienionych wariantów powstał na drodze prostego przeskalowania w górę, bez interpolacji. Następnie stworzono wycinki w dwóch kolejnych wariantach wymiarów – 400×400 i 384×384 piksele. Dokonano tego stosując bufory negatywne o odpowiednich wartościach w stosunku do poligonów oryginalnych buforów, a następnie wykorzystując opisaną wyżej autorską funkcję tworzącą wycinki. Uzasadnienie wyboru testowanych wariantów wymiarów wycinków ortofotomapy RGB przedstawiono w podrozdziale 6.4.

Kolejnym etapem pracy, po stworzeniu wycinków o różnych wymiarach, było opracowanie referencyjnych plików tekstowych wskazujących lokalizację prostokątów ograniczających obiekty względem wycinków, na jakich występowały. Współrzędne pikselowe opisujące lokalizację obiektów podano zgodnie ze stylem wymaganym przez pakiet DeepForest, tj. Pascal voc [194]. Przykład podawania współrzednych obiektu zgodnie z opisywanym stylem przedstawiono na rys. 26. Plik tekstowy referencji, oprócz czterech współrzędnych pikselowych, zawierał również nazwę pliku rastrowego wycinka oraz nazwę klasy. Fragment przykładowego pliku referencyjnego przedstawiono na rys. 27. Opisywany plik tekstowy stworzono za pomocą autorskiej funkcji, wykorzystującej wspomniane wyżej biblioteki oraz jedną dodatkową – Pandas [195]. Danymi wejściowymi funkcji były, stworzone w poprzednim kroku, wycinki ortofotomapy RGB oraz warstwa wektorowa prostokatów ograniczających obiekty, a jej głównym zadaniem było przeliczenie współrzędnych prostokątnych płaskich na współrzedne pikselowe. Produkty dwóch omówionych etapów pracy, tj. wycinki ortofotomapy RGB oraz odpowiadający im plik tekstowy referencji, tworzyły łącznie zbiór wzorców referencyjnych. Takich zbiorów stworzono łącznie kilkadziesiąt, osobno dla poszczególnych zmiennych podlegających eksperymentom: obszarów, kampanii, wymiarów wycinków i definicji klas.



Rys. 26. Sposób podawania współrzędnych obiektu zgodnie ze stylem Pascal_voc (źródło: <u>https://albumentations.ai/docs/getting_started/bounding_boxes_augmentation/</u>)

image_path	xmin	ymin	xmax	ymax	label
image_112.tif	12	51	332	379	sal
image_115.tif	29	8	119	95	sal
image_175.tif	87	4	416	416	sal
image_77.tif	166	67	414	404	sal
image_261.tif	6	8	141	134	bet
image_239.tif	34	97	165	292	fra

Rys. 27. Fragment przykładowego pliku referencyjnego (źródło: opracowanie własne)

Finalnym etapem było podzielenie opracowanych wzorców referencyjnych na dwie części – zbiór treningowy oraz walidacyjny, za pomocą autorskiej funkcji języka Python wykorzystującej m.in. moduł Random i bibliotekę Pandas. Ze względu na relatywnie niewielką liczbę posiadanych wzorców, zdecydowano się na podzielenie ich w tradycyjnej proporcji 70 do 30% pomiędzy odpowiednio trening i walidację. Podziału zbioru wzorców uczących na część treningową i walidacyjną, dokonano w sposób losowy 10-krotnie dla pierwszego wybranego wariantu eksperymentów. Wykonanie dziesięciu niezależnych losowań pozwoliło na przyszłe oszacowanie stabilności wyniku detekcji. Ponadto rola każdego osobnika w danym

losowaniu (trening lub walidacja) została przeniesiona w podziale zastosowanym dla kolejnych wariantów podlegających eksperymentom. Należy zaznaczyć, że funkcję walidacji pełniły jednie osobniki występujące we wszystkich wariantach. Osobniki, których obecność zmieniała się, np. pomiędzy kampaniami na skutek ich wycięcia, mogły trafić jedynie do zbioru treningowego. W ten sposób zapewniono porównywalność miar statystycznych otrzymanych na drodze oceny dokładności wykonanej na zbiorze walidacyjnym. Dane uczące i walidacyjne opisane powyżej stworzono na podstawie pomiarów terenowych wykonanych na obszarze badawczym KR1. Dane testowe – trzeci, niezależny zbiór stanowiły natomiast dane opracowane na podstawie pomiarów wykonanych na obszarach BU4 i NI1. Bardziej szczegółowo tę kwestię opisano w rozdziale 7.

6.4. Eksperymenty badawcze

Kolejnym etapem pracy, po przygotowaniu wzorców referencyjnych, było zaplanowanie i wykonanie eksperymentów badawczych. Cel opisywanych eksperymentów był dwojaki. Po pierwsze było nim sprawdzenie czy możliwe jest skuteczne wykrycie obiektów sukcesji. Drugi cel stanowiło natomiast zweryfikowanie możliwości wykonania klasyfikacji gatunków sukcesji i oszacowanie tego, jak różne wartości zmiennych definiujących model wpływają na jego skuteczność w tym zadaniu. Kryterium wyboru testowanych zmiennych stanowiła wielkość ich potencjalnego wpływu na dokładność modelu. Opisywany wpływ musiał być duży, a jednocześnie trudnym musiało być przewidzenie rezultatu wyboru różnych wartości/wariantów danej zmiennej. Zmienne, których wpływ był potencjalnie duży, ale najbardziej prawdopodobne, optymalne wartości były znane, lub takie, których wpływ na dokładność modelu był prawdopodobnie znikomy, pominięto w badaniach. Decyzje, co do tego jak oceniać kolejne rozważane zmienne oraz jakie ich wartości lub warianty testować, podejmowano na podstawie przegladu literatury, rekomendacji autorów pakietu DeepForest przedstawionych w jego dokumentacji [162] oraz własnych doświadczeń autorki dotyczących zagadnienia kartowania sukcesji wtórnej. Bardziej szczegółowe rozważania na temat wyboru poszczególnych zmiennych przedstawiono w dalszej części podrozdziału.

Schemat przeprowadzonych eksperymentów przedstawiono na wyk. 5, a warianty testowane dla kolejnych zmiennych modelu gatunków w tab. 5. Pierwszym krokiem badań było wykonanie predykcji z wykorzystaniem gotowego modelu DeepForest. Jak omówiono w podrozdziale 6.2, ten model pozwala na wykrycie pojedynczych obiektów należących do jednej klasy – drzew. W ramach niniejszych badań uruchomiono go w dwóch wariantach – na wycinkach zmodyfikowanych, przeskalowanych w górę (MB0) oraz na wycinkach o oryginalnym wymiarze wynoszącym 400×400 pikseli (MB1). Wyniki uzyskane dla gotowego modelu DeepForest postanowiono wykorzystać jako punkt odniesienia dla dalszych eksperymentów. To samo podejście zastosowano w badaniach wykorzystujących pakiet DeepForest, wykonanych przez innych autorów [171, 189, 196].

91





Tab. 5. Zmienne i warianty podlegające eksperymentom w zakresie klasyfikacji gatunków sukcesji (źródło: opracowanie własne)

n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
podejście płytkie, dotrenowanie jedynie sieci z piramidą cech, głowy klasyfikacji i głowy regresji	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
lato + jesień (połączenie wyników)	wiosna + jesień (połączenie wyników)	wiosna + lato + jesień (połączenie wyników)	wiosna + lato (połączenie danych uczących)	lato + jesień (połączenie danych uczących)	wiosna + jesień (połączenie danych uczących)	wiosna + lato + jesień (połączenie danych uczących)
n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
wariant 4	wariant 5	wariant 6	wariant 7	wariant 8	wariant 9	wariant 10

Tab. 5. c.d. Zmienne i warianty podlegające eksperymentom w zakresie klasyfikacji gatunków sukcesji (źródło: opracowanie własne)

Kolejnym krokiem eksperymentów było stworzenie tzw. autorskiego modelu zasięgu sukcesji (AMZS). Opisywany model powstał na drodze dotrenowania modelu bazowego DeepForest z wykorzystaniem wszystkich danych treningowych łącznie, niezależnie od gatunku oraz z zastosowaniem domyślnych dla DeepForest wartości parametrów modelu. Jego produktem był wyłącznie zasięg potencjalnej sukcesji – określenie dokładnego zasięgu, jak wspomniano w rozdziale 4, wymaga posiadania informacji na temat gatunków. W następnym kroku stworzono tzw. początkowy autorski model gatunków sukcesji (PAMGS). Był to pierwszy model generujący wyniki zawierające zarówno zasięg przestrzenny jak również kilka klas - gatunków sukcesji. Model zbudowano wybierając domyślne dla DeepForest wartości poszczególnych analizowanych zmiennych lub takie, jakie na podstawie wstępnych testów przewidywano, że okażą się najskuteczniejsze. Dokładną charakterystykę opisywanego oraz poprzednio omówionego modelu przedstawiono w tab. 9. W kolejnym kroku badań wykonano eksperymenty oceniające wpływ sześciu zmiennych ("A"-"F" w tab. 5) na dokładność omawianego modelu wykrywania gatunków. Wpływ każdej ze zmiennych oceniany był osobno, względem modelu PAMGS, tj. poprzez modyfikowanie go jedynie w zakresie wartości analizowanej w danym momencie zmiennej. Takie rozwiazanie pozwoliło na odseparowanie wpływu poszczególnych zmiennych na otrzymywane dokładności modeli. W celu doprecyzowania warto dodać, że wykonywanie badań każdorazowo sprowadzało się przede wszystkim do trenowania, predykcji i oceny dokładności modelu. Jak wspomniano w podrozdziale 6.3, dla każdego wariantu zmiennej opracowywano 10 modeli różniących się jedynie osobnikami wylosowanymi do zbioru treningowego i walidacyjnego. Szczegółowy opis czynności składających się na trenowanie i predykcję pojedynczych modeli opisano w dalszej części niniejszego podrozdziału. Sposób wykonania oceny dokładności omówiono natomiast w podrozdziale 6.5.

Pierwszą badaną zmienną (zmienna "A" w tab. 5) była wielkość wycinka ortofotomapy RGB, jaka cechowała dane wejściowe. Motywacją dla wyboru tej zmiennej były zapewnienia autorów pakietu DeepForest o jej istotności. Dodatkowo, oryginalne wycinki przygotowane do niniejszych badań, jak opisano w podrozdziale 6.3, były dość zróżnicowane, co tworzyło możliwość przetworzenia ich na kilka różnych sposobów. Wariant "w3", czyli wycinki o wymiarach oryginalnych (52×52, 104×104 lub 208×208 pikseli, w zależności od wycinka) stanowił sposób na zachowanie oryginalnego rozkładu przestrzennego wartości pikseli, będąc jednak dość istotnie rozbieżnym względem modelu DeepForest w kwestii wielkości wycinka. Odwrotne właściwości cechowały trzy pozostałe warianty – "w1", "w0" i "w2", czyli

odpowiednio wycinki o wymiarach 416×416, 400×400 i 384×384 pikseli. Pod względem wielkości były zbliżone do modelu DeepForest – wymiar 400×400 odpowiadał mu dokładnie, dwa pozostałe stanowiły odchylenie w stronę odpowiednio większego i mniejszego wymiaru. Wykonanie badań dla wielkości 400×400 pikseli i zbliżonych było uzasadnione identyczną rozdzielczością przestrzenną danych NEON i danych HabitARS, tj. 0,1 m. Warto dodać, że istotnym aspektem przygotowania wycinków o trzech omówionych powyżej wymiarach było, wspomniane w podrozdziale 6.3, przeskalowanie pikseli oryginalnych wycinków w górę, bez interpolacji, do wymiarów 416×416 pikseli. Opisywane przetworzenie potencjalnie dość znacząco zmodyfikowało dane. Istotne w tej kwestii wydają się jednak dwa pozytywne aspekty opisywanego rozwiązania. Po pierwsze, przeskalowanie nie zmodyfikowało w żaden sposób oryginalnych wartości radiometrycznych pikseli oraz nie wprowadziło artefaktów. Należy również dodać, że przeskalowywanie wycinków wejściowych było stosowane z sukcesem także w innych badaniach wykorzystujących CNN [91, 117, 197, 198, 199, 200].

Kolejną badaną zmienną (zmienna "B" w tab. 5) był rodzaj modelu. W obu analizowanych wariantach cztery badane gatunki stanowiły osobne klasy, piątą natomiast drzewa i krzewy pozostałych gatunków (nazwaną jako klasa "inne"). Różnica pomiędzy wariantami dotyczyła innego aspektu, którym był sposób stworzenia rozwiązania wykrywającego wszystkie analizowane klasy. W wariancie "w0" był to jeden model wieloklasowy. Wariant "w1" odnosił się natomiast do rozwiązania będącego połączeniem kilku modeli jednoklasowych. W przypadku zagadnienia rozróżniania kilku klas, model wieloklasowy należy uznać jako domyślny. Po pierwsze jest on efektywniejszy obliczeniowo. Nawiązując do teorii splotowych sieci neuronowych, omówionej w rozdziale pierwszym, należy spodziewać się, że początkowa część takiej sieci będzie uczyła się cech ogólnych dla wszystkich klas, natomiast dalsza specyficznych dla poszczególnych gatunków. Dzięki temu część wag będzie współdzielona pomiędzy klasami. Można również domniemywać, że taki model będzie odpowiednio zgeneralizowany. Mankamentem modelu wieloklasowego jest natomiast to, że wspomniana część wag, będaca wspólna pomiędzy gatunkami, będzie rezultatem kompromisu. Można domniemywać, że dotyczy to klas różniących się od siebie w znacznym stopniu. Tym samym należy założyć, że nie odnosi się do analizowanego zadania. Przedstawione rozważania niemal jednoznacznie wskazują model wieloklasowy jako bardziej odpowiedni do wykonania niniejszych badań. Wstępne testy wykazały jednak, że model jednoklasowy pozwala na uzyskanie rezultatu cechującego się wyższą dokładnością. Z tego powodu postanowiono wykonać eksperymenty dla obu omówionych podejść. Szczegółowy opis użytych funkcji oraz sposobu łączenia modeli jednoklasowych przedstawiono w dalszej części niniejszego podrozdziału. Na koniec warto jedynie dodać, że stworzone w obu wariantach rozwiązania były porównywalne, tj. w danym losowaniu te same osobniki pełniły funkcję treningu i walidacji.

Kolejna badana zmienna (zmienna "C" w tab. 5) była liczba i termin pozyskania danych – obrazów lotniczych, które posłużyły do stworzenia ortofotomap RGB. W ramach tej zmiennej wyróżniono jedenaście wariantów - trzy odnoszące się do pojedynczych terminów, sześć reprezentujących dwa terminy i dwa złożone ze wszystkich trzech terminów. Warianty "w0", "w1", "w2" odpowiadały terminom wiosennemu, letniemu i jesiennemu. Warianty "w3" i "w7", "w4" i "w8" oraz "w5" i "w9" łaczyły informacje z dwóch terminów – odpowiednio wiosennego z letnim, letniego z jesiennym i wiosennego z jesiennym. Warianty "w6" i "w10" łączyły informacje z trzech terminów. Pierwsze z wymienianych w poszczególnych parach łączyły informacje z różnych terminów na drodze łączenia wyników predykcji. Drugi wariant każdej z par odnosił się do łaczenia terminów poprzez łączenie danych treningowych. Motywacją dla badania opisywanej zmiennej były dość istotne różnice w "wyglądzie" poszczególnych gatunków na ortofotomapach RGB, w poszczególnych okresach sezonu wegetacyjnego (rys. 28). Celem badań nad opisywaną zmienną było w pierwszej kolejności odpowiedzenie na pytanie czy omawiana zmienna, tj. termin pozyskania danych, ma istotny wpływ na dokładność modelu, a jeśli tak, który z terminów jest potencjalnie najkorzystniejszy. Taka wiedza ma walor praktyczny w odniesieniu do przyszłych badań lub wdrożeń prowadzonych na innych obszarach. Pozwala np. wstępnie ocenić, która część danych z zasobu GUGIK jest odpowiednia do opisywanego zadania, lub wskazać jakie nowe dane powinno się pozyskać. Należy jednak zwrócić uwagę, że wysnuwanie ogólnych wniosków na temat najkorzystniejszego terminu lub terminów pozyskania danych dla zadania wykrywania gatunków sukcesji wtórnej jest zadaniem trudnym. Potencjał cech rozróżniających klasy zależy od wielu czynników, m.in. od tego, jakie gatunki podlegają wykrywaniu, jakie inne występują na obszarze analizy oraz jakie warunki meteorologiczne występowały na danym obszarze w okresie poprzedzającym termin pozyskania danych.

Analizując opisywane zagadnienie pod kątem praktycznym, warto zwrócić również uwagę na aspekt techniczny tworzenia rozwiązań opartych o dane pozyskane w kilku różnych terminach. Szczegółowy opis tego zagadnienia przedstawiono w dalszej części niniejszego podrozdziału. W tym punkcie rozważań warto jednak nakreślić to rozwiązanie na pewnym poziomie ogólności. Istnieje co najmniej kilka różnych sposobów połączenia informacji zawartych w danych z dwóch lub trzech terminów pozyskania. Jeden, zastosowany w niniejszych badaniach, to stworzenie osobnych rozwiązań (modeli lub rozwiązań łączących modele w przypadku wariantów jednoklasowych) dla poszczególnych terminów, a następnie połączenie wyników ich predykcji poprzez wybór osobnika cechującego się najwyższym wynikiem dla każdej lokalizacji na analizowanym obszarze. To podejście jest najbardziej bezpośrednie i proste. Jego wadę stanowi utrata części informacji definiujących pewność predykcji, np. czym innym jest przypadek brzoza o wyniku 0,9 i sosna o wyniku 0,76 od brzozy o wyniku 0,9 i sosny o wyniku 0,2. W pierwszym przypadku mamy do czynienia z dość dużą niepewnością, w drugim z relatywnie niewielką. Pomimo tego mankamentu, trudnym wydaje się znalezienie bardziej korzystnego rozwiązania. Potencjalną alternatywą wydaje się podejście polegające na stworzeniu sześcio- lub dziewięciokanałowego rastra zawierającego więcej niż jeden termin pozyskania danych, a następnie wykorzystanie go jako danych wejściowych do sieci. Wymagałoby to jednak dostępności modelu wytrenowanego wstępnie na danych tego typu, czego DeepForest oraz inne zbliżone modele nie oferuja. Innym potencjalnym rozwiązaniem byłoby rozdzielenie etapów wykrywania obiektu oraz przyporządkowywania mu klasy. Takie podejście zaproponowali Zhang i in. (2022) [197], wykorzystując model DeepForest do wykrycia drzew, a następnie osobne rozwiązanie do wykonania klasyfikacji wycinków obrazów zdefiniowanych przez prostokąty ograniczające obiekty. To podejście, jak opisują autorzy, daje możliwość wyboru dwóch różnych terminów pozyskania danych do dwóch wymienionych zadań - wykrywania i klasyfikacji obiektów. Opisane podejście wydaje się być jednak nierealne do zastosowania w odniesieniu do obiektów analizowanych w ramach niniejszych badań - drzew i krzewów sukcesji. Jak wspominano w podrozdziale 6.3, badane obiekty często zmieniają znacząco swój zasięg przestrzenny pomiędzy poszczególnymi terminami, stając się bardzo trudne (np. zbyt niewielkie czy zbyt mało zwarte) do wykrycia lub znikają całkowicie. Opisywany model często nie byłby więc w stanie znaleźć odpowiadających sobie obiektów. Podejście zastosowane w niniejszych badaniach ogranicza te problemy, przez co wydaje się bardziej odpowiednie. W ramach dygresji warto dodać, że opisane podejście Zhang i in. (2022) w ramach niniejszych badań potencjalnie mogłoby być zastosowane z większym sukcesem w wariancie zawierającym jedynie jeden termin pozyskania danych. Jego znaczącą zaletą w tym kontekście byłoby uniknięcie konieczności problematycznego przeskalowywania w górę wycinków wejściowych – do sieci wykonującej zadanie klasyfikacji wczytywane byłyby jedynie piksele zawierające się w zasięgu prostokąta ograniczającego korony drzew. Minusem takiej sytuacji jest nieuwzględnianie kontekstu obiektu - kształtu cienia czy charakteru podłoża, które mogą być potencjalnie pomocne w rozróżnianiu gatunków. Istotniejszym mankamentem wydaje się być dodatkowo konieczność wyuczania od podstaw wag osobnej sieci klasyfikującej, co mogłoby być trudne z wykorzystaniem relatywnie niewielkiej liczby wzorców dostępnej w ramach niniejszych badań. Opisywane podejście okazało się umiarkowanie skuteczne – 35,3% dokładności, choć wynik ten może być postrzegany jako relatywnie dobry, biorac pod uwagę 231 rozróżnianych gatunków. Opisywane badania nie zawierały wariantu zbliżonego do testowanego w ramach niniejszych badań, tj. jednej sieci wykonującej oba zadania – detekcję i klasyfikację. Z tego powodu badania Zhang i in. (2022) nie wskazywały, które z tych podejść pozwala na osiągnięcie wyższej dokładności. Ze względu na opisane wątpliwości zdecydowano się zrezygnować z testowania opisywanego podejścia, także w wariancie uwzględniającym jedynie jeden termin pozyskania danych. Kończąc dygresję, ostatnim potencjalnym sposobem tworzenia rozwiązania uwzględniającego dane z wielu terminów, jest stworzenie modelu mieszanego, tj. wyuczonego na przykładach należących do różnych terminów. W tym podejściu przykłady prezentujące tego samego osobnika w różnych terminach stanowią osobne wzorce, a etap predykcji może być wykonany w odniesieniu do danych pozyskanych w dowolnym terminie. Eksperymenty zwiazane z tym podejściem stanowia warianty "w7" – "w10".



Rys. 28. Przykładowe osobniki czterech analizowanych gatunków na fragmentach ortofotomap RGB pozyskanych wiosną, latem oraz jesienią na obszarze badawczym KR1, kolorowymi krzyżykami oznaczono osobniki danego gatunku (źródło: opracowanie własne na podstawie danych MGGP Aero)

Kolejną analizowaną zmienną (zmienna "D" w tab. 5) był sposób dogenerowywania (augmentacji) danych. Augmentacja jest jedną z technik zapobiegających przetrenowaniu głębokiej sieci neuronowej w sytuacji dysponowania niewielkim zbiorem wzorców referencyjnych [201]. Wykorzystanie jej w ramach niniejszych badań wydaje się więc istotne. Istnieje wiele typów transformacji służących augmentacji oraz podejść do ich systematyzacji. Shorten C. & Khoshgoftaar T.M (2019) dzielą techniki na podstawowe przetworzenia obrazu (ang. basic image manipulations), podejścia głębokie (ang. deep learning approaches) oraz

meta-uczenie (ang. meta learning) [202]. Pierwsza grupa obejmuje proste zabiegi, np. transformacje pomiędzy typami przestrzeni barwnych, losowe wycinanie części obrazu czy transformacje geometryczne. Druga i trzecia grupa odnoszą się natomiast do bardziej zaawansowanych przetworzeń wykorzystujących sieci neuronowe m.in. do modyfikowania oraz tworzenia syntetycznych wzorców [202]. W ramach niniejszych badań zdecydowano się przetestować zestaw kilku transformacji należących do pierwszej omawianej grupy. Te przetworzenia są proste w implementacji i cechują się udokumentowaną skutecznością w zadaniach z zakresu przetwarzania obrazów [201, 203, 204]. Przetestowanie przetworzeń z tej grupy wydaje się więc priorytetowe względem bardziej zaawansowanych podejść. W ramach testowanych wariantów wykorzystano transformacje losowego przycięcia, odwrócenia w poziomie oraz losowego obrotu o 90 stopni, należących do tzw. transformacji geometrycznych (ang. geometric transformations) [201]. Celem ich zastosowania było uniezależnienie wyników uczonego modelu od orientacji obiektu oraz od udziału widocznej części obiektu i otoczenia. Zrezygnowano z testowania transformacji wyostrzenia i rozmycia bazujących na zastosowaniu filtrów obrazu, jako że ich działanie byłoby bezcelowe w odniesieniu do obrazów przeskalowanych w góre. Nie badano również transformacji uwzgledniających modyfikacje kolorystyczne, tj. zmieniające oryginalne wartości radiometryczne wycinków. Założono, że barwa stanowi cechę różnicującą gatunki i nie należy jej modyfikować. W odniesieniu do wariantu "w1" złożonego z trzech transformacji, wykonano również eksperymenty nad liczbą dodatkowych wzorców. Przetestowano dziewięć różnych podwariantów uwzględniających od jednego do siedmiu dodatkowych wzorców w odniesieniu do pojedynczych oryginalnych próbek. W siedmiu podwariantach liczba nowych wersji wzorców była taka sama, w dwóch natomiast różniła się (tab. 6). W drugim z wymienionych przypadków liczbę nowych wersji wzorców dobrano tak, aby zniwelować niezbalansowanie zbioru uczącego, tj. różnej liczby wzorców dla poszczególnych klas. Szczegółowy opis sposobu wykonania opisanych transformacji przedstawiono w dalszej części niniejszego podrozdziału.

Oznaczenie podwariantu zmiennej "D"	Liczba dodatkowych wzorców dla klas: brzoza, wierzba, sosna, kruszyna, inne
"w1_0"	1,1,1,1,1
"w1_1"	2,2,2,2,2
"w1_2"	3,1,3,4,2
"w1_3"	3,3,3,3,3

Tab. 6. Liczba dodatkowych wzorców w poszczególnych podwariantach zmiennej "D" (źródło: opracowanie własne)

"w1_4"	4,4,4,4,4
"w1_5"	5,2,5,7,4
"w1_6"	5,5,5,5,5
"w1_7"	6,6,6,6,6
"w1_8"	7,7,7,7,7

Piątą analizowaną zmienną (zmienna "E" w tab. 5) był sposób wykonania uczenia transferowego. W kontekście niniejszych badań najważniejszą potencjalną zaletą zastosowania tej techniki jest możliwość stworzenia skutecznego modelu z wykorzystaniem relatywnie niewielkiej liczby wzorców uczących. W odniesieniu do CNN to podejście ma tak silnie udokumentowaną skuteczność, że testowanie wariantów niewykorzystujących w żadnej sposób tej techniki jest zalecane jedynie w przypadku dysponowania ogromnym zbiorem wzorców uczących [19]. Z tego powodu wszystkie modele analizowane w ramach niniejszych badań uwzględniały uczenie transferowe, a poszczególne warianty różniły się jedynie sposobem jego zastosowania. Kattenborn i in. (2021) [135] wskazują, że strategie uczenia transferowego w CNN mogą być podzielone na dwie grupy - strategię głęboką (ang. deep strategy) oraz strategię płytką (ang. shallow strategy). W przypadku pierwszej z wymienionych wszystkie warstwy wstępnie wytrenowanej sieci są douczane (ang. fine-tuning) z wykorzystaniem wzorców uczących dla nowego zadania. W kontekście niniejszych badań wstępnie wytrenowana sieć to model DeepForest, a nowe zadanie stanowi wykrywanie czterech gatunków sukcesji wtórnej. Ta strategia jest podejściem domyślnym, rekomendowanym przez autorów modelu DeepForest [162]. Dodatkowo, porównanie wyników różnych badań dotyczących tematyki kartowania roślinności z wykorzystaniem CNN wykonane przez Kattenborn i in. (2021) wskazuje, że opisywana strategia była najczęściej bardziej skuteczna od strategii płytkiej. Z tego powodu podejście wykorzystujące strategię głęboką stanowiło pierwszy ("w0") wariant badań nad opisywaną zmienną i zostało wykorzystane do zbudowania modeli AMZS i PAMGS. Wykorzystanie drugiej ze wspomnianych strategii - strategii płytkiej, również rozpoczyna się od wyboru wstępnie wytrenowanej sieci. W kolejnym kroku dolna część warstw tej sieci zostaje zamrożona (ang. freeze), co oznacza, że wagi tych warstw nie będą modyfikowane podczas uczenia. Ostatnim krokiem jest dotrenowanie niezamrożonej, górnej części warstw [135]. Nawiązując do teorii CNN, przedstawionej w rozdziale pierwszym, w takim podejściu część ogólnych cech obiektów, wykrywanych w początkowych warstwach sieci, może zostać wykorzystana bez modyfikacji w nowym rozwiązaniu. Dzięki temu wzorce uczące dla nowego zadania mogą zostać w pełni wykorzystane do bardzo dobrego wytrenowania górnej części warstw, czyli tych, które reprezentują kluczowe cechy różnicujące wykrywane klasy. Liczba górnych warstw, które powinny podlegać treningowi, jest zazwyczaj przedmiotem eksperymentu i zależy od podobieństwa dwóch wspomnianych zadań oraz liczby wzorców uczących dla nowego zadania. Im mniej zadania sa do siebie zbliżone oraz im wieksza jest liczebność danych, tym więcej warstw należy trenować. Zalecanym podejściem jest rozpoczęcie eksperymentów od trenowania jedynie ostatniej górnej warstwy, a następnie zwiększanie ich liczby [19]. Opisana strategia płytka jest uważana za skuteczną przez inną grupę badaczy [1, 19]. Z tego powodu postanowiono przetestować również to podejście. Pojęcie warstw używane powyżej ma zastosowanie w prostych splotowych sieciach neuronowych. Architektura detektora RetinaNet przedstawiona w podrozdziale 6.2 jest nieco bardziej skomplikowana, a więc jednostkę podlegającą odmrażaniu może stanowić pewna część sieci. W ramach wariantu oznaczonego "w4" trenowaniu podlegały warstwy tworzące sieć z piramidą cech, głowę klasyfikacji i głowę regresji. W tym wariancie w całości zachowywane były więc wagi rdzenia. W wariantach "w3", "w2" i "w1" dodatkowo dotrenowywano także odpowiednio ostatni, dwa ostatnie i trzy ostatnie bloki resztowe rdzenia sieci.

Wszystkie dotychczas omówione eksperymenty były wykonywane z wykorzystaniem danych referencyjnych dla obszaru badawczego KR1. Kolejny etap eksperymentów miał na celu zbadanie tego, jak zmieni się dokładność modelu po wytrenowaniu go za pomocą większej liczby wzorców, pochodzących zarówno z obszaru KR1, jak i z innych obszarów badawczych. Opisywane eksperymenty ujęto w postaci poszczególnych wariantów kolejnej analizowanej zmiennej (zmienna "F" w tab. 5). Pierwszy badany wariant, oznaczony "w0", reprezentował model wyuczony wyłącznie na danych z obszaru KR1. Warianty "w1", "w2" i "w3" łączyły na etapie treningu wzorce pochodzące z obszaru KR1 ze wzorcami z innych obszarów badawczych. Były to odpowiednio KR1 połączone z BU4, KR1 połączone z NI1 oraz KR1 połączone z danymi z obu tych obszarów – BU4 i NI1. Należy zwrócić uwage, że wymienione połączone zbiory odnosiły się wyłącznie do części uczącej danych referencyjnych. W każdym z wariantów część walidacyjna pochodziła wyłącznie z obszaru KR1, co zapewniało pełną porównywalność opisywanych modeli ze wszystkimi opracowanymi na poprzednich etapach eksperymentów. Zagłębiając się ponownie w cel opisywanych badań, tworzenie modeli łaczących wzorce uczące z różnych obszarów badawczych miało za zadanie sprawdzenie tego czy dodanie relatywnie niewielkiej liczby nieco odmiennych wzorców umożliwi stworzenie

skutecznego zgeneralizowanego modelu dla analizowanego obszaru badawczego – tu KR1. Z jednej strony zwiększenie liczby wzorców uczących teoretycznie zawsze prowadzi do wyższej skuteczności modelu. Dodawane w ramach opisywanych eksperymentów wzorce cechowały się jednak nieco inną charakterystyką, np. odmiennym siedliskiem, co mogło prowadzić do różnic w wyglądzie osobników. Opisywane badania mają walor praktyczny – pozwalają ocenić możliwość zastosowania opisanych modeli np. dla innych części Polski. Należy jednak uznać te badania za wstępne. Wyciąganie ogólnych wniosków w tym zakresie wymagałoby wykonania eksperymentów na kilkunastu różnych obszarach badawczych.

Kolejnym krokiem badań było stworzenie tzw. udoskonalonego autorskiego modelu gatunków sukcesji (UAMGS) o takich wartościach sześciu opisanych zmiennych ("A"-"F"), jakie okazały się najskuteczniejsze (tab. 9). Charakterystykę miar statystycznych, jakie pozwoliły na porównanie modeli, przedstawiono w podrozdziale 6.5. Na ostatni etap eksperymentów zaplanowano natomiast dostrojenie hiperparametrów modelu (ang. hyperparameter tuning) w celu stworzenia jego ostatecznej wersji – tzw. finalnego autorskiego modelu gatunków sukcesji (FAMGS). Tworzone w ramach niniejszych eksperymentów modele, jak większość modeli uczenia głębokiego [1], cechuje duża liczba hiperparametrów. Wartości części z nich zostały z góry ustalone przez autorów DeepForest i "zaszyte" w postaci gotowego rozwiązania w opisywanym pakiecie. Do tych hiperparametrów należą m.in. rodzaj funkcji aktywacji, typ optymalizatora oraz wersja architektury ResNet determinująca liczbę warstw sieci. Założono, że najlepsze wartości tych zmiennych, wybrane przez autorów DeepForest będą odpowiednie dla niniejszego zadania i nie zachodzi konieczność ich dalszego testowania. Druga część hiperparametrów modelu DeepForest podlega zmianom ze strony użytkowników modelu poprzez jego plik konfiguracyjny. Domyślne wartości tych hiperparametrów, zbadane przez autorów modelu DeepForest jako potencjalnie najkorzystniejsze, przedstawiono w tab. 7. Pierwszym z opisywanych hiperparametrów jest rozmiar grupy danych, czyli liczba losowo wybranych wzorców, jaka jest jednocześnie wczytywana na etapie trenowania modelu. Znalezienie optymalnej wartości tego hiperparametru wydaje się istotne, jako że może mieć on "znaczący wpływ na skuteczność modelu i czas uczenia" [1]. W literaturze nie ma ścisłego konsensusu co do optymalnej wartości, ale zalecane jest korzystanie z małych grup liczących od 2 do 32 wzorców [205]. Biorac pod uwagę tę rekomendację oraz liczbę dostępnych wzorców uczących, w ramach niniejszych badań postanowiono przetestować wartości z przedziału od 1 do 5 wzorców na klasę (tab. 7). Drugi z hiperparametrów to próg NMS. Jak wyjaśniono w podrozdziale 6.2, działanie algorytmu NMS polega na "iteracyjnym usuwaniu

tych, spośród pokrywających się prostokątów ograniczających obiektów, które cechują się niższym wynikiem (ang. score)". Aby móc zastosować NMS, koniecznym jest ustalenie w jakim stopniu dwa prostokąty ograniczające mogą maksymalnie się nakładać, aby były uznane za osobne obiekty. Do oceny tego stopnia służy tzw. indeks Jaccarda, inaczej nazywany wskaźnikiem – z ang. Intersection over Union – IoU. Jego wartość jest obliczana jako wynik dzielenia obszaru bedacego cześcia wspólna dwóch opisywanych prostokatów przez sume powierzchni tych prostokatów [1]. Grafikę prezentująca sposób wykonywania opisywanych obliczeń przedstawiono na rys. 29. Próg NMS będący hiperparametrem modelu DeepForest określa więc w jakim stopniu korony dwóch sąsiadujących ze sobą drzew mogą nakładać się, aby zostały zinterpretowane jako osobne obiekty. Domyślna wartość stanowi 0,05, co oznacza, że dopuszczalne jest niewielkie nakładanie się koron. W ramach niniejszych badań postanowiono zachować tę wartość, bez przeprowadzania dodatkowych eksperymentów. Uznano, że taka wartość pozwoli potencjalnie na zachowanie kilku, częściowo przerastających się obiektów. Zwiększanie dopuszczalnej wartości wydaje się niewskazane ze względu na ryzyko pojawienia się błędów oraz zbędne z punktu widzenia niniejszego zadania - w wiekszości przypadków rozmieszczenie obiektów tworzacych sukcesje wtórna ma charakter rozproszony, a nie zwarty jak ma to miejsce np. w lasach. Kolejnym hiperparametrem możliwym do modyfikacji poprzez plik konfiguracyjny modelu DeepForest jest próg wyniku. Próg wyniku definiuje pewność przynależności wykrytego obiektu do przypisanej mu klasy i jest produktem głowy klasyfikacji, opisanej w podrozdziale 6.2, sieci RetinaNet [175, 206]. Wartość przyjęta dla tego hiperparametru w DeepForest definiuje najmniej pewne obiekty, jakie zostaną przedstawione w wynikowej grupie wykrytych prostokątów ograniczających. Opisywana wartość wynosi 0,1, co oznacza, że w wyniku znajdą się obiekty o tej i wyższej wartości. W ramach niniejszych badań, na tym etapie postanowiono pozostawić ten próg wartości bez zmian. Dzięki temu na etapie oceny dokładności stworzonych modeli, możliwym będzie obliczenie miar statystycznych agregujących rezultaty o różnych progach wyniku oraz podających je pojedynczo dla różnych progów. Finalnie, w odniesieniu do każdego modelu wybrany zostanie optymalny próg wyniku, pozwalający na uzyskanie najwyższej dokładności predykcji. Szczegółową charakterystykę sposobu wykonania oceny dokładności przedstawiono w podrozdziale 6.5. Można więc stwierdzić, że wartość opisywanego hiperparametru będzie podlegać eksperymentom, jednak nie na etapie tworzenie modelu, a w ramach jego przetwarzania końcowego (ang. post-processing). Zbliżone, do progu wyniku, podejście zastosowano względem kolejnego hiperparametru modelu DeepForest - progu IoU. W omawianym kontekście, wskaźnik jest wykorzystywany do opisywania stopnia, w jakim

nakładają się dwa prostokąty ograniczające tego samego obiektu – walidacyjny oraz powstały na etapie predykcji. Próg IoU określa minimalny stopień nakładania, jaki musi cechować opisane dwa prostokąty, aby uznać wynik za poprawną detekcję. Popularnie przyjmowaną wartością progu IoU jest 0,5 [171, 189, 196, 207]. Autorzy DeepForest, na drodze eksperymentów, za najbardziej odpowiednia uznali natomiast wartość 0,4 [162]. Warto zwrócić uwagę, że przyjmowana wartość nie wpływa na skuteczność modelu wyrażoną w formie miar statystycznych, a jedynie na sposób definiowania tej skuteczności. Przyjęcie niższej wartości opisywanego progu, np. 0,4, oceni dany wynikowy zestaw prostokątów ograniczających mniej rygorystycznie, niż np. próg 0,5. Eksperymenty w zakresie tego hiperparametru mogą więc polegać jedynie na poszukiwaniu wartości, która najlepiej odda granicę rzeczywistej zbieżności obiektów. W ramach niniejszych badań postanowiono przedstawiać wyniki oceny dokładności w dwóch wersjach - z progiem IoU równym 0,4 oraz 0,5, aby umożliwić porównanie wyników niniejszych badań z wynikami jak największej liczby badań innych autorów. Zrezygnowano natomiast z prowadzenia własnych eksperymentów w opisywanym zakresie, uznając powszechnie stosowane wartości za optymalne. Piątym omawianym hiperparametrem DeepForest jest współczynnik uczenia, czyli - jak podano w rozdziale pierwszym - "wielkość kroków uczenia". Można założyć, że wybrana przez autorów DeepForest wartość opisywanego parametru jest optymalna dla zadania douczania wstępnie wytrenowanego modelu. W literaturze rekomendowane jest stosowanie w takim przypadku małej wartości współczynnika [1], a wartość 0,001 może być za taką uznana. Dodatkowo, zaimplementowane w DeepForest rozwiązanie zawiera automatyczną redukcję opisywanej wartości w sytuacji znacznego zahamowania postępów uczenia [208]. Uznano, że to rozwiązanie w połaczeniu z testowaniem różnej, także dużej liczby przebiegów uczących, jest wystarczające do stworzenia skutecznego modelu. Ostatnim hiperparametrem DeepForest jest wspomniana liczba przebiegów uczących. Domyślną wartością zastosowaną przez autorów DeepForest jest 1, co prawdopodobnie wynika z przewidywanego przez nich sposobu trenowania modelu poprzez jedynie jego douczanie do bardzo zbliżonego zadania. Wstępne testy przeprowadzone w ramach niniejszych badań wykazały, że znaczące zahamowanie spadku wartości wskaźnika straty obliczonego dla zbioru walidacyjnego, następuje ok. 30-tego przebiegu uczącego. Z opisanego powodu wartość 30 przyjęto podczas trenowania wszystkich modeli podlegających wcześniej opisanym eksperymentom. W ramach finalnego etapu pracy postanowiono jednak dostroić ten hiperparametr poprzez dokładne prześledzenie skuteczności modeli charakteryzujących się liczbą przebiegów uczących z przedziału od 1 do 30, ocenianych osobno dla każdego z analizowanych rozmiarów grupy danych. Ocena dokładności

otrzymanych wyników pozwoliła na wybranie optymalnych wartości parametrów i stworzenie na ich podstawie ostatecznej wersji modelu – FAMGS.

	Domyśla wartość	Przedział wartości
Nazwa hiperparametru	hiperparametru	podlegający eksperymentom
rozmiar grupy danych	1 wzorzec na klasę	1-5 wzorców na klasę
próg NMS	0,05	brak testów
próg wyniku	0,1	późniejsze testy/ocena
		dokładności
próg IoU	0,4	ocena dokładności
współczynnik uczenia	0,001 (z automatyczną	brak testów
	redukcją, z ang. reduce	
	learning rate on plateau)	
liczba przebiegów uczących	1	1-30

Tab. 7. Hiperparametry modelu DeepForest dostępne poprzez plik konfiguracyjny wraz z wartościami podlegającymi eksperymentom w ramach niniejszych badań (źródło: opracowanie własne na podstawie: https://deepforest.readthedocs.io/en/latest/ConfigurationFile.html#)



Intersection over union (IoU)

"Correct" if $IoU \ge 0,5$

Rys. 29. Sposób obliczania indeksu Jaccarda/wskaźnika IoU (źródło: <u>https://datahacker.rs/deep-learning-intersection-over-union/</u>)

Dotychczasowy opis eksperymentów badawczych przedstawiał je na poziomie koncepcyjnym. W celu doprecyzowania sposobu ich wykonania, w dalszej części omówiono całość opisywanego procesu pod kątem wykorzystanych narzędzi. Na początku warto zaznaczyć, że wszystkie omówione dalej czynności zostały wykonane w środowisku języka programistycznego Python. Będąc w posiadaniu opracowanych wzorców referencyjnych, złożonych z wycinków ortofotomapy RGB oraz plików tekstowych, wykonanie eksperymentów w kolejnym kroku polegało na trenowaniu modelu DeepForest w odpowiedniej konfiguracji parametrów. Następnym krokiem było natomiast wykonywanie predykcji z wykorzystaniem wspomnianego modelu. W celu ułatwienia wykonywania opisywanych czynności dla poszczególnych wariantów eksperymentów, stworzono jedną autorską funkcję uwzględniającą różne możliwe zastosowania. Opisywana funkcja zawierała części stałe – wspólne dla wszystkich wariantów, oraz części warunkowe – zależne od wariantu testowanych zmiennych. Funkcja korzystała z pakietu DeepForest, biblioteki Pandas oraz trzech dodatkowych autorskich funkcji pomocniczych. Opisywane funkcje były częściowo wynikiem modyfikacji podobnych ich wersji dostępnych w pakiecie DeepForest, mającej na celu dostosowania ich do potrzeb niniejszych badań. Funkcje służyły opracowaniu jednego, spójnego pod kątem układu odniesienia pliku predykcji oraz transformacjom pliku predykcji pomiędzy formatem pliku tekstowego i pliku wektorowego. Opisywane funkcje pomocnicze korzystały z pakietu DeepForest oraz bibliotek Pandas, GeoPandas i Rasterio.

Wracając do opisu głównej funkcji odpowiedzialnej za trening i predykcję modeli, jej działanie rozpoczynało się od zainicjalizowania modelu DeepForest, wraz ze wskazaniem liczby i nazw (ang. label) przyszłych klas, oraz wczytania wag tego modelu. W kolejnej części funkcji, modyfikacji podlegały hiperparametry modelu dostępne poprzez plik konfiguracyjny omówione wyżej liczba przebiegów uczących oraz rozmiar grupy danych. Dodatkowo, na tym etapie wskazaniu podlegały inne ustawienia zawarte w pliku konfiguracyjnym - rodzaj procesora wykorzystywanego do treningu oraz ścieżki do plików referencji. W następnym kroku tak zdefiniowany model uczył się. Kolejna część omawianej funkcji, po skończeniu trenowania, wykonywała predykcję na zbiorze walidacyjnym i zapisywała jej wynik w formie pliku tekstowego oraz pliku wektorowego. Co istotne, opisane czynności były wykonywane 10 razy przy każdym uruchomieniu funkcji. Pozwoliło to na otrzymanie wyników dla, wspominanych wcześniej, różnych losowych podziałów osobników pomiędzy funkcję treningu i walidacji. Jak zasygnalizowano na początku opisu funkcji, oprócz części stałych miała ona także części warunkowe, zależne od wariantu testowanych zmiennych. Modyfikację wnosił w pierwszej kolejności wybór pomiędzy modelem wieloklasowym i połączeniem kilku modeli jednoklasowych. W przypadku pierwszego z wymienionych, kolejne czynności były wykonywane zgodnie z opisem przedstawionym wyżej. Stworzenie rozwiązania zgodnie z drugim podejściem wymagało natomiast wyuczenia kilku osobnych modeli, po jednym dla klasy. Takie modele różniły się jedynie nazwą klasy oraz ścieżkami do plików referencyjnych. Po wyuczeniu pojedynczych modeli, każdy z nich służył osobno do wykonania predykcji na wszystkich wycinkach walidacyjnych danego losowania osobników pomiędzy trening a
walidację. Uzyskane w wyniku predykcji prostokąty ograniczające obiekty były następnie łączone w jeden plik. Ze względu na fakt, że różne gatunki mogły zostać wykryte w tych samych lokalizacjach, ostatnim etapem zmodyfikowanej ścieżki postępowania było zastosowanie algorytmu NMS w odniesieniu do stworzonego pliku. Pozwoliło to na wybranie dla każdej lokalizacji tego z prostokatów ograniczających obiekty, który cechował się najwyższym wynikiem. Zbliżoną modyfikację bazowego sposobu działania funkcji zastosowano także w odniesieniu do wariantów łączących dwa lub trzy terminy pozyskania danych. Tu również stworzono osobne modele – dla poszczególnych klas i terminów, aby finalnie połączyć ich wyniki z wykorzystaniem algorytmu NMS. Kolejną, odmienną modyfikację wnosił sposób wykonania augmentacji danych. Zmiany wymagało przetestowanie wariantu "w1" zmiennej "D", czyli innego sposobu augmentacji danych, niż domyślny w DeepForest. Wykonanie opisywanych badań polegało na stworzeniu osobnej funkcji transformującej dane i wczytaniu jej jako argument podczas inicjalizacji modelu. Omawiana funkcja definiowała potok augmentacji (ang. augmentation pipeline) biblioteki Albumentations [209], zawierający listę transformacji danych oraz ich format. Tak zdefiniowana funkcja przetwarzała dany wycinek ortofotomapy z wykorzystaniem kolejnych transformacji, z których każda miała przypisane prawdopodobieństwo równe 0,5. Oznacza to, że w stosunku do każdej kopii wzorca uczącego, stosowany był losowo wybrany zestaw transformacji, np. tylko pierwsza i trzecia, co pozwalało na stworzenie różnych kopii na podstawie tych samych oryginalnych wzorców. Ostatnią istotną modyfikację, względem bazowego sposobu działania funkcji treningu i predykcji, wnosił sposób uczenia transferowego. W przypadku podejścia głębokiego, kolejne czynności były wykonywane zgodnie z opisem przedstawionym na początku. Zastosowanie podejścia płytkiego wymagało natomiast dodania jednego elementu po etapie inicializacji i wczytania wag modelu DeepForest, ale przed uruchomieniem treningu tego modelu. Opisywany element stanowiło oznaczenie wybranych części architektury sieci ResNet jako niewymagających obliczania gradientów, czyli aktualizowania wag. W ten sposób, uczeniu podlegały wyłącznie wybrane części wag, jak opisywano we wcześniejszej części rozdziału.

Ostatnim krokiem przetworzeń, po wygenerowaniu wyników wszystkich eksperymentów, było zastosowanie maski względem prostokątów ograniczających tworzących wynik FAMGS. Maskę stworzono jako połączenie kilku warstw bazy danych BDOT10k [210], zestawionych w tab. 8. Opisywane warstwy definiowały sposoby zagospodarowania terenu, które potencjalnie mogą zawierać w swoim zasięgu niewielkie drzewa i krzewy, ale jednocześnie

pewnym jest, że nie są to obiekty tworzące proces sukcesji wtórnej. Za pomocą omawianej maski wyłączono z wyniku obiekty wykryte na obszarach ściśle antropogenicznych – terenach zabudowanych, w granicach pasów dróg oraz placów, na terenach tworzących zwarte obszary leśne, a także w obrębie upraw trwałych, np. szkółkach leśnych. W ten sposób wynikowe, przycięte za pomocą maski, prostokąty ograniczające obiekty tworzyły przybliżony zasięg sukcesji wtórnej na danym obszarze. Omówione przetworzenia – łączenie odpowiednich warstw oraz przycinanie nimi warstwy prostokątów ograniczających obiekty, zrealizowano za pomocą autorskiej funkcji korzystającej z biblioteki GeoPandas.

Tab. 8. Warstwy bazy danych BDOT10k wykorzystane do stworzenia maski sukcesji wtórnej (źródło: https://dziennikustaw.gov.pl/DU/2021/1412)

Nazwa warstwy	Kod BDOT10k
zabudowa	OT_PTZB
teren leśny i zadrzewiony	OT_PTLZ
uprawa trwała	OT_PTUT
teren pod drogami kołowymi, szynowymi i	OT_PTKM
lotniskowymi	
plac	OT_PTPL

6.5. Ocena wyników

Jak nakreślono na końcu podrozdziału 6.4, wynikiem eksperymentów przeprowadzonych dla każdego z analizowanych wariantów kolejnych zmiennych było 10 par plików. Każda pare tworzył plik tekstowy i wektorowy, z których oba cechowała ta sama zawartość – uzyskane na drodze predykcji prostokąty ograniczające obiekty, wraz z etykietą klasy, do której zostały przyporządkowane oraz wynikiem charakteryzującym pewność predykcji. Liczba 10 była natomiast rezultatem 10 losowań osobników pomiędzy zbiorem treningowym i walidacyjnym. Pliki wektorowe pełniły funkcję pomocniczą, pozwalając na wykonanie analizy wizualnej danego wyniku w środowisku oprogramowania QGIS. Pliki tekstowe posłużyły natomiast do opracowania oceny dokładności otrzymanych rezultatów poprzez skonfrontowanie zawartości opisywanych plików predykcji modelu z plikami referencyjnymi, czyli tzw. prawda terenowa. Niezależnie od testowanego wariantu wielkości wycinka (zmienna "A"), ocena dokładności była przeprowadzana na największych posiadanych wycinkach, tj. tych o wymiarach 416×416 pikseli. Dzięki temu wyniki uzyskiwane dla kolejnych wariantów były porównywalne i maksymalnie wyczerpujące. Omawiana ocena dokładności miała na celu oszacowanie skuteczności oraz stabilności modeli powstałych w ramach poszczególnych wariantów kolejnych zmiennych. Skuteczność była oceniana na drodze analizy otrzymanych wartości kolejnych miar statystycznych. Stabilność natomiast poprzez badanie zbieżności opisywanych wartości dla kolejnych losowań, wyrażonej za pomocą statystyk wartości minimalnej, maksymalnej i średniej. W odniesieniu do każdego wariantu tworzone były dwa zestawienia ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów oraz ocena dokładności klasyfikacji gatunków. Dodatkowo, w zakresie oceny zasięgu wyróżniono dwie części. Były to wartości wskaźników uzyskane z zastosowaniem progu wyniku maksymalizującego poprawny zasięg sukcesji oraz poprawna klasyfikację gatunków. W badaniach ujęto szereg wskaźników, które pozwalały zarówno na scharakteryzowanie opisywanej poprawności w sposób wyczerpujący, jak również na porównanie otrzymanych wyników z wynikami uzyskanymi przez innych autorów. Do wskaźników analizowanych w obu zestawieniach należały:

 precyzja średnia (ang. Average Precision – AP) obliczana jako przybliżona wartość pola powierzchni pod krzywą precyzji i czułości dla zadanego progu wskaźnika IoU [211] – w niniejszych badaniach wynoszącego 0,4 oraz 0,5; charakteryzuje ona w formie jednej miary skuteczność wykrywania obiektów należących do danej klasy (tu obiektów sukcesji) oraz różnych wartości wyniku (pewności predykcji); - z ang. F1-score – obliczany jako średnia harmoniczna precyzji i czułości [196, 212] dla progu wskaźnika IoU równego 0,4;

 precyzja – wskaźnik charakteryzujący udział poprawnych detekcji obiektów w całkowitej liczbie detekcji [211];

 - czułość – wskaźnik charakteryzujący udział poprawnych detekcji obiektów w całkowitej liczbie obiektów [211].

Wybrane miary charakteryzują wyniki detekcji obiektów zarówno pod kątem niedoszacowania ich liczby, przeszacowania jej, jak również poprzez agregację wpływu obu czynników. Ponadto opisują dokładność modelu jako całości oraz w odniesieniu do pojedynczych klas. Zbliżony zestaw wskaźników, do tych zastosowanych w obu opisanych zestawieniach, wykorzystali w swoich badaniach inni autorzy [171, 189, 196].

Wszystkie czynności składające się na wygenerowanie dwóch opisanych zestawień oceny dokładności wykonano w środowisku programistycznym Python. Pierwszym krokiem tych czynności było wielokrotne uruchomienie funkcji ewaluacji stanowiącej element modułu oceny dokładności pakietu DeepForest. Opisywana funkcja konfrontowała zawartość pliku tekstowego predykcji z plikiem referencyjnym. Funkcję uruchomiono osobno dla dwóch progów wskaźnika IoU, pięciu wykrywanych klas oraz osiemnastu progów wyniku (pewności predykcji) – o wartościach od 0,05 do 0,95, co 0,05. Na podstawie otrzymanych wyników stworzono następnie zestawienia ukazujące wartości czułości, precyzji oraz F1-score, dla kolejnych wartości progu wyniku. Opisywane zestawienia w kolejnym kroku posłużyły do obliczenia wartości wskaźników AP, a także do wyznaczenia najlepszych F1-score, tj. najlepszego zasięgu i klasyfikacji gatunków w danym wariancie i losowaniu, w odniesieniu do których wyznaczono również wartości wskaźników czułości i precyzji. Dzięki powtórzeniu omówionych czynności 10-krotnie dla poszczególnych losowań osobników pomiędzy trening i walidację, w następnym kroku możliwym było wyznaczenie statystyk minimum, maksimum i średniej w odniesieniu do poszczególnych omówionych miar. Wszystkie przetworzenia inne niż wspominana funkcja ewaluacji DeepForest, zostały wykonane z wykorzystaniem biblioteki Pandas i modułu pickle [213].

7. OMÓWIENIE WYNIKÓW I DYSKUSJA

Ocenę wyników badań, zgodnie z wyk. 5, rozpoczęto od porównania skuteczności modelu bazowego DeepForest, autorskiego modelu zasiegu sukcesji (AMZS) oraz poczatkowego autorskiego modelu gatunków sukcesji (PAMGS). Analizie podlegało jedynie pierwsze z badanych zagadnień, tj. skuteczność wyznaczenia zasięgu przestrzennego obiektów potencjalnej sukcesji drzew i krzewów. Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.1-3.4. Na wyk. 6 przestawiono natomiast porównanie wartości wskaźników AP obliczonych dla dwóch różnych progów IoU w odniesieniu do czterech badanych modeli. Model bazowy DeepForest uruchomiony na zmodyfikowanych wycinkach ortofotomapy (wariant MB0) okazał się całkowicie nieskuteczny, uzyskując maksymalnie wartości 0,01 i 0,02, odpowiednio dla wskaźnika AP obliczonego z progiem IoU równym 0,5 i 0,4. Uruchomienie modelu DeepForest na wycinkach o domyślnym dla modelu wymiarze 400×400 pikseli (wariant MB1) pozwoliło na otrzymanie znacznie wyższych dokładności średnie wartości wskaźnika AP wyniosły odpowiednio 0,36 i 0,46 przy progu 0,5 i 0,4. Dotrenowanie modelu z wykorzystaniem przygotowanych przez autorkę wzorców niewielkich drzew i krzewów (wariant AMZS) znacząco zwiększyło dokładność detekcji – średnie wartości wskaźnika AP wyniosły 0,73 i 0,80, odpowiednio dla progów IoU wynoszących 0,5 i 0,4. Pośrednie dokładności, tj. o wartościach wyższych od modelu bazowego DeepForest i niższych niż w przypadku wariantu AMZS, otrzymano dla początkowego autorskiego modelu gatunków sukcesji (wariant PAMGS). Omawiany model stanowił de facto połączenie pięciu modeli dedykowanych poszczególnym gatunkom drzew. Można domniemywać, że otrzymana nieco niższa dokładność w stosunku do AMZS, jest rezultatem rozdzielenia wzorców uczących na kilka modeli, a tym samym tworzenia każdego z nich na podstawie relatywnie niewielkiej liczby przykładów. Warto zwrócić również uwagę na rozpiętość wartości opisywanych wskaźników uzyskanych w 10 losowaniach osobników pomiędzy funkcję treningu i walidacji. Modele oznaczone jako MB1 i AMZS cechowały się większą stabilnością niż model oznaczony jako PAMGS, co można przypisywać wspomnianemu wyżej rozdzieleniu wzorców uczących. Należy również zauważyć, że wartości wskaźnika AP różniły się o ok. 0,1 w zależności od przyjętego progu IoU w odniesieniu do modeli oznaczonych jako MB1 i AMZS. Oznacza to, że pewna część wykrytych obiektów cechowała się zasięgiem będącym na granicy możliwości przypisania go do odpowiedniego obiektu referencyjnego. Model oznaczony jako PAMGS charakteryzował się w tej kwestii nieco wyższą stabilnością.

Cztery opisywane modele porównano również pod kątem wartości średnich wskaźnika F1score, czułości i precyzji (wyk. 7). Co naturalne, wartości wskaźnika F1-score cechujące wyniki poszczególnych modeli miały taką samą relację jak w przypadku wskaźnika AP najwyższa charakteryzowała AMZS (0,83), nieco niższa PAMGS (0,75), a najniższa modele bazowe DeepForest (0,05 i 0,56). W przypadku każdego z modeli precyzja była wyższa niż jego czułość. Oznacza to, że wyniki modeli zawierały relatywnie niewiele predykcji fałszywie pozytywnych (ang. false positives), np. płatów roślinności zielnej czy zarośli wykrytych jako drzewo/krzew. Uzyskane wartości czułości wskazują, że nieco większym wyzwaniem było wykrycie wszystkich pożądanych obiektów, część z nich nie została uwzględniona w wyniku. Można domniemywać, że dotyczy to obiektów najtrudniejszych do wykrycia, tj. najmniejszych oraz cechujących się najmniej zwartą koroną. Otrzymane wartości czułości są tym bardziej uzasadnione, że do zbioru referencyjnego zaliczono zarówno obiekty łatwo dostrzegalne, jak również te będące na granicy rozpoznania przez człowieka. W celu wizualnego nakreślenia różnic pomiędzy sposobem działania poszczególnych modeli, na rys. 30 przedstawiono przykłady predykcji uzyskanych dla czterech drzew/krzewów z wykorzystaniem poszczególnych modeli. Model bazowy DeepForest wykrywał przede wszystkim obiekty, które były wyraźnie widoczne lub ta ich część, która była najbardziej "wyeksponowana" – najbardziej oświetlona lub wyższa. Opisywana sytuacja częściowego wykrycia ma miejsce w dwóch przypadkach przedstawionych po lewej stronie rys. 30. Dwa przypadki poprawnego wykrycia trudno dostrzegalnych obiektów przez modele autorskie zaprezentowano natomiast po prawej stronie rys. 30. W przypadku tych obiektów model bazowy DeepForest okazał się nieskuteczny. Warto zauważyć także, że w każdym z czterech omówionych przypadków najpewniejsze predykcje cechowały AMZS.



Wyk. 6. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 7. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (źródło: opracowanie własne)





116

Dalsza część eksperymentów była związana z próbą udoskonalenia PAMGS, tj. miała na celu jak najskuteczniejsze wykrycie obiektów poszczególnych gatunków sukcesji. Zgodnie z wyk. 5, prezentującym schemat eksperymentów, pierwszą analizowaną zmienną była wielkość wycinka referencyjnego ortofotomapy RGB (zmienna A). Testom podlegały cztery różne wielkości wyszczególnione jako warianty w tab. 5. Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4-3.7. Porównanie wartości wskaźników AP uzyskanych dla poszczególnych wariantów (wyk. 8) wskazuje, że omawiana zmienna nie ma istotnego wpływu na otrzymywaną dokładności predykcji. Nieco wyższe dokładności w porównaniu do pozostałych cechują warianty oznaczone numerami 0 i 2, tj. wycinki o wymiarach 400×400 oraz 384×384. Nieco gorzej wypadają warianty oznaczone numerami 2 i 3, tj. wycinki o wymiarach 416×416 oraz wycinki o wymiarach oryginalnych. Na niekorzyść tych ostatnich świadczy również relatywnie duża rozpiętość otrzymanych wartości.

Zbliżone relacje dokładności czterech opisywanych modeli można także zaobserwować porównując je pod katem wartości średnich wskaźnika F1-score, czułości i precyzji (wyk. 9). Na opisywanym wykresie, w odniesieniu do każdego z wariantów, przedstawiono dwa zestawy opisywanych wskaźników – pierwszy zestaw charakteryzujący predykcje ograniczone progiem optymalnym dla uzyskania jak najskuteczniejszego zasięgu przestrzennego obiektów oraz drugi zestaw, w którym predykcje ograniczone były progiem najskuteczniejszej klasyfikacji gatunków. W przypadku każdego z wariantów wzorzec różnic pomiędzy dwoma zestawami wskaźników był taki sam. Próg wyniku optymalnej klasyfikacji był wyższy niż w przypadku optymalnego zasięgu, co skutkowało zmniejszeniem się liczby wynikowych obiektów. Podniesienie opisywanego progu prowadziło do nieuwzględnienia części prawidłowych obiektów, w rezultacie obniżając wartość czułości modelu. Jednocześnie omawiane podniesienie progu ograniczało wynik do bardziej pewnych predykcji obiektów, obniżając liczbę predykcji fałszywie pozytywnych i tym samym podwyższając precyzję. Średnia wartość F1-score różniła dwa zestawy wyników o od 0,07 do 0,1 w zależności od wariantu. Opisywane rezultaty należy uznać za dość naturalne – określony stopień pewności co do wyniku pozwala na wykrycie obiektu, wyższa wartość jest wymagana do określenia jego charakterystyki, np. gatunku.



Wyk. 8. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 9. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Na końcu cztery opisywane modele porównano pod kątem skuteczności klasyfikacji gatunków (wyk. 10). Modele oznaczone numerami 0 i 1 okazały się być skuteczniejsze niż warianty 2 i 3, choć w przypadku każdego z nich uzyskaną skuteczność należy ocenić jako umiarkowaną – średnia wartość F1-score dwóch opisywanych klasyfikacji wynosiła 0,51 i 0,5, odpowiednio dla wariantu oznaczonego numerami 0 i 1. Większe różnice odnotowano natomiast w wartościach opisywanego wskaźnika w odniesieniu do poszczególnych klas. Najwyższe dokładności cechowały sosnę, dla której średnie F1-score wyniosło 0,67 i 0,72, odpowiednio w wariancie oznaczonym numerem 0 i 1. Taki wynik jest prawdopodobnie związany z faktem, że sosna była jedynym gatunkiem iglastym pomierzonym na obszarze badawczym KR1 (wyk. 2). Wartości odbicia spektralnego prawdopodobnie wyróżniały się względem pozostałych gatunków. Skuteczność klasyfikacji gatunków brzozy, wierzby oraz innych należy określić jako umiarkowaną, jako że średnia wartość ich wskaźników F1-score w wariantach oznaczonych 0 i 1 wahała się w przedziale od 0,44 do 0,62. Najniższe dokładności cechowały kruszynę, dla której otrzymana średnia wartość F1-score wynosiła 0,3 i 0,2, odpowiednio dla wariantów oznaczonych numerem 0 i 1. Ten rezultat można przypisywać małemu zwarciu korony większości osobników referencyjnych (wyk. 3), które jest typowe dla tego gatunku. Analiza zał. 3.4-3.7 pozwala dodatkowo zauważyć, że uzyskane wartości F1-score charakteryzujące poszczególne gatunki różniły się znacząco pomiędzy kolejnymi losowaniami. Wynika to prawdopodobnie z dwóch głównych przyczyn. Pierwszą z nich jest fakt, że wybór progu wyniku danej klasyfikacji był ustalany w odniesieniu do wartości średniej wskaźnika F1-score, łączącej wyniki uzyskiwane dla wszystkich kolejnych klas. Można domniemywać, że optymalny próg wyniku dla wykrycia poszczególnych gatunków może być różny, np. predykcje dla sosny będą bardziej pewne niż dla kruszyny. Wyszukiwany optymalny próg wyliczany dla wszystkich gatunków łącznie będzie więc zawsze rezultatem pewnego kompromisu. Dodatkowy wpływ na opisywaną sytuację wnosi fakt relatywnie dużej rozbieżności charakterystyki poszczególnych osobników tworzących zbiór referencyjny (wyk. 3) i związana z nim duża potencjalna różnica w skuteczności opracowania wzorca uczącego danej klasy (na etapie treningu) oraz w skuteczności wykrycia obiektu (na etapie oceny dokładności).



Wyk. 10. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej A (źródło: opracowanie własne)

Kolejną zmienną podlegającą analizie był rodzaj modelu (zmienna B), tj. wybór pomiędzy jednym modelem wieloklasowym a rozwiązaniem stanowiącym połączenie kilku modeli jednoklasowych. Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4 oraz 3.8. Porównując wartości wskaźników AP (wyk. 11) uzyskanych dla obu wariantów należy stwierdzić, że są one porównywalne. Nieco wyższe dokładności osiągnięto z wykorzystaniem jednego modelu wieloklasowego – średnia wartość wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 wyniosła odpowiednio 0,66 i 0,72. Jednocześnie wartości tych wskaźników dla połączenia kilku modeli jednoklasowych wyniosły odpowiednio 0,64 i 0,68. Zbliżone relacje dokładności dwóch opisywanych wariantów cechowały także wartości wskaźników F1-score, czułości i precyzji, obliczonych dla predykcji ograniczonych progiem najskuteczniejszego zasięgu przestrzennego obiektów (wyk. 12). Średnia wartość wskaźnika F1-score wyniosła 0,78 i 0,75, odpowiednio dla wariantu oznaczonego numerem 0 i 1. Podobnie, jak miało to miejsce w przypadku poprzednich analizowanych modeli, otrzymana wartość precyzji była wyższa niż wartość czułości.

Istotna różnica w skuteczności dwóch omawianych wariantów ujawnia się na etapie klasyfikacji gatunków (wyk. 12 oraz wyk. 13). Model wieloklasowy, choć potencjalnie dedykowany opisywanemu zadaniu, okazał się nieskuteczny, charakteryzując się wartością średniego F1-score klasyfikacji równą 0,16. Jedynym gatunkiem o umiarkowanej dokładności była wierzba, która to klasa uzyskała wartość średnią F1-score równą 0,52. Można domniemywać, że model wieloklasowy jest czuły na tzw. niezbalansowanie klas, czyli różną liczbę ich wzorców uczących – liczba wzorców treningowych wierzby była ok. dwukrotnie wyższa niż liczba wzorców dla pozostałych gatunków. Nieskuteczność modelu wieloklasowego w zadaniu wykrywania gatunków innych niż wierzba przełożyło się na bardzo niską wartości wskaźnika czułości w wyznaczeniu zasięgu potencjalnej sukcesji drzew i krzewów, przy jednocześnie wysokiej wartości precyzji tego modelu (wyk. 12).



Wyk. 11. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 12. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)



123

Wyk. 13. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej B (źródło: opracowanie własne)

Kolejną analizowaną zmienną była liczba i termin pozyskania danych (zmienna C). Ta zmienna odnosiła się do różnych dostępnych terminów nalotów – wiosny, lata i jesieni, a także do zbiorów stanowiących połączenie danych z poszczególnych wymienionych terminów. W każdym przypadku opis wariantu odnosił się do zbioru uczącego. Ocena dokładności wyników wykonywana była natomiast na zbiorze walidacyjnym stworzonym na podstawie obrazów pozyskanych w jednym terminie. W odniesieniu do modeli jednoterminowych, zbiór walidacyjny tworzony był na podstawie obrazów pozyskanych w tym samym terminie co obrazy tworzące zbiór uczący. W przypadku modeli łączących kilka terminów pozyskania danych, zbiór walidacyjny zawierał obrazy pozyskane wiosną. Dodatkowo, jak wspomniano w podrozdziale 6.4, testom podlegał sposób łączenia danych z różnych terminów. Warianty oznaczone numerami 3-6 stworzono wybierając prostokąt ograniczający o najwyższej wartości wyniku, niezależnie od terminu, z którego pochodził. Warianty oznaczone numerami 7-10 stworzono dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4 oraz 3.9-3.18.

Analiza wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 (wyk. 14) dla trzech terminów pozyskania danych wskazuje, że modele opracowane na danych z lata i jesieni są średnio nieco mniej skuteczne niż te z wiosny w przypadku progu IoU równego 0,5. Jeśli zastosowany zostanie próg o wartości 0,4, uzyskiwane średnie dokładności są zbliżone. Wykorzystanie danych uczących z innych terminów pozyskania pozwala na nieznaczne podniesienie dokładności predykcji. W przypadku wariantów o numerach od 4 do 6, wartość wskaźnika AP@0,4 wzrosła o 0,03-0,05 w porównaniu do terminu wiosennego (wyk. 14). Nieco inaczej kształtuje się wartość wskaźnika AP@0,4 dla wariantów o numerach od 7-10 (wyk. 15). W ich przypadku połączenie danych wiosennych z letnimi (wariant 7) oraz połączenie danych ze wszystkich terminów (wariant 10), pozwoliło na podniesienie dokładności o 0,03-0,04 względem terminu wiosennego. Znacząco gorzej wypadło natomiast połączenie danych z terminu letniego i jesiennego (wariant 8). Jest to dość naturalne, jako że w tym terminie brakowało wzorców wiosennych, względem których wykonywana była ocena dokładności. Dowodzi to nieco ograniczonej, ale wciąż istotnej transferowalności predykcji zasięgu przestrzennego potencjalnej sukcesji drzew i krzewów pomiędzy różnymi terminami pozyskania danych.



Wyk. 14. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 15. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Relacja średnich wartości wskaźnika AP uzyskanych dla wariantów o numerach 3-6, względem wariantów stworzonych w oparciu o pojedyncze terminy pozyskania danych, została przeniesiona na średnie wartości wskaźnika F1-score obliczonego z zastosowaniem progu zasięgu przestrzennego obiektów (wyk. 16). Wartości te wzrosły do 0,8 dla wszystkich wariantów uwzględniających wyniki predykcji modelu jesiennego. Warto dodać, że opisywany wzrost był wynikiem zwiększenia się zarówno wskaźnika czułości, jak i precyzji. Wyniki średnich wartości wskaźnika F1-score uzyskanych dla wariantów łączących dane pozyskane w różnych terminach na etapie uczenia modelu nie wzrosły znacząco względem terminu wiosennego albo były nawet niższe (wyk. 17).

Istotnym aspektem oceny modeli zbudowanych w oparciu o pojedyncze terminy pozyskania danych jest ocena ich skuteczności w zadaniu klasyfikacji gatunków. Odmiennie, niż w przypadku dokładności zasięgu przestrzennego, w omawianym aspekcie termin pozyskania danych wnosił znaczącą różnicę w skuteczności zadania (wyk. 18). Warianty wiosenny i letni okazały się podobnie skuteczne, choć drugi z wymienionych cechował się znacząco większym wyrównaniem dokładności wykrywania poszczególnych gatunków. Znacząco mniej skuteczny okazał się natomiast wariant jesienny. Odwrotny wzorzec, niż w przypadku zadania wykrycia zasięgu przestrzennego obiektów, odnotowano również w zadaniu klasyfikacji gatunków z udziałem modeli łączących różne terminy pozyskania danych (wyk. 18 i wyk. 19). W tym przypadku korzystniejsze okazało się łączenie danych na etapie wzorców uczących (warianty o numerach 7-10). Podobne wyniki uzyskali także Fromm i in. (2019) [203]. Największy wzrost względem terminu wiosennego cechował wariant łączący dane wiosenne z letnimi (wariant 7) oraz dane ze wszystkich terminów (wariant 10) – średnia wartość F1-score dla wszystkich gatunków wyniosła 0,54.



Wyk. 16. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 17. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 18. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej C (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 19. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej C (źródło: opracowanie własne)

Eksperymentom podlegał również sposób wykonania augmentacji danych (zmienna D). Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4 oraz 3.19-3.27. Analiza wyk. 20 prezentującego wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 pozwala stwierdzić, że warianty oznaczone numerami 1_0 i 1_1 cechowały się tą samą dokładnością wyznaczenia zasięgu przestrzennego obiektów co wariant o numerze 0. Oznacza to, że w zakresie omawianego zadania wykorzystanie oryginalnych wzorców z domyślną transformacją jest równie skuteczne, co dodanie jednej lub dwóch dodatkowych wersji wzorców uczących przetworzonych za pomocą rozszerzonego zestawu transformacji. Kolejne analizowane warianty, tj. te oznaczone numerami od 1_2 do 1_8, cechowały się w większości nieznacznie obniżonymi wartościami wskaźników AP, wskazując, że dodawanie większej liczby zmodyfikowanych wersji oryginalnych wzorców uczących nie ułatwia wykrycia tych obiektów na obrazach.

Odmienną tendencję zmian dokładności wyznaczania zasięgu przestrzennego sukcesji wraz ze zmianą sposobu augmentacji możemy zaobserwować analizując wyk. 21, na którym zaprezentowano wartości średnie wskaźników F1-score, czułości oraz precyzji. Warianty stworzone z wykorzystaniem większej liczby zmodyfikowanych wersji wzorców uczących cechowały się nieznacznie wyższą wartością wskaźnika F1-score. Pozytywnym aspektem dokładności otrzymanych dla opisywanych wariantów są jednak wartości wskaźników F1-score uzyskanych z zastosowaniem progu optymalnej klasyfikacji gatunków. Wartości omawianego wskaźnika zbliżyły się do jego wartości obliczonych w odniesieniu do progu optymalnego zasięgu przestrzennego obiektów.

Sposób wykonania augmentacji rzutował także na wyniki klasyfikacji gatunków (wyk. 22). Zastosowanie niewielkiej liczby zmodyfikowanych przykładów uczących (warianty oznaczone numerami 1_0 i 1_1) pozwoliło na niewielkie podniesienie dokładności. Wartość średnia wskaźnika F1-score wzrosła odpowiednio do 0,55 i 0,53. Można domniemywać, że brak dalszego zwiększania dokładności przy dodawaniu nowych wersji wzorców jest rezultatem małej liczby zastosowanych transformacji i możliwych wariantów, jakie mogą one przyjąć. Tym samym kolejne tworzone kopie mogą nie wnosić wielu nowych informacji o obiektach. Dodatkowo, analiza wartości wskaźnika F1-score dla poszczególnych gatunków pozwala stwierdzić, że dwiema klasami o największej stabilności otrzymywanych wartości pomiędzy wariantami była sosna oraz klasa innych gatunków.



Wyk. 20. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 21. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)



Wyk. 22. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej D (źródło: opracowanie własne)

Kolejną zmienną podlegającą analizie był sposób uczenia transferowego (zmienna E). Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4 oraz 3.28-3.31. Analiza wskaźników AP@0,5, AP@0,4 (wyk. 23) oraz F1-score (wyk. 24) prowadzi do jednoznacznych wniosków – zastosowanie podejścia głębokiego oraz podejścia płytkiego pozwalającego na dotrenowanie kilku bloków resztowych (warianty odpowiednio PAMGS oraz E1-3) sieci ResNet daje bardzo zbliżone rezultaty. Wartości wskaźników AP oraz F1-score charakteryzujących poszczególne omawiane warianty różniły się o maksymalnie 0,01. Zamrożenie wszystkich bloków resztowych ResNet (wariant oznaczony numerem 4) spowodowało znaczące obniżenie dokładności wyznaczenia zasięgu przestrzennego obiektów, tj. o ok. 0,1 w przypadku każdego ze wspomnianych wskaźników. Opisywany wynik jest dość zrozumiały – w przypadku zamrożenia całości sieci ResNet nauka wyznaczania zasięgu przestrzennego sukcesji ograniczała się jedynie do głowy regresji RetinaNet.

Zbliżoną tendencję dokładności odnotowano także w przypadku klasyfikacji gatunków (wyk. 25). Spadek dokładności klasyfikacji w wariancie 4 był spowodowany przede wszystkim przez obniżenie się średnich wartości wskaźnika F1-score charakteryzujących gatunki brzozy i kruszyny.



Wyk. 23. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)







Wyk. 25. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej E (źródło: opracowanie własne)

Ostatnią zmienną podlegającą eksperymentom była liczba i obszar pozyskania danych (zmienna F). Pełne wyniki oceny dokładności opisywanych modeli zaprezentowano w zał. 3.4 oraz 3.32-3.35. Analiza wyk. 26 i 27 wskazuje, że dodanie wzorców referencyjnych z innych obszarów badawczych i tej samej pory roku pozyskania danych, do zbioru wzorców uczących skutkuje niewielkim podniesieniem dokładności wyznaczenia zasięgu przestrzennego analizowanych obiektów. Wartości średnie wskaźników AP@0,5, AP@0,4 oraz F1-score zwiększyły się o maksymalnie 0,02. Ten wynik jest dość zaskakujący, jako że dodanie nowych przykładów powinno pomóc w stworzeniu bardziej dokładnego, zgeneralizowanego modelu. Bazując na otrzymanych wartościach należy stwierdzić, że najważniejszym czynnikiem przy dotrenowywaniu modelu bazowego jest obecność wzorców najbardziej "lokalnych".

Analiza wyk. 28 przedstawiającego dokładność klasyfikacji gatunków pozwala zauważyć, że dodanie wzorców uczących z innych obszarów obniża nieco dokładność – wartość średnia wskaźnika F1-score obniżyła się o od 0,03 do 0,06. Szczególnie zauważalne jest obniżenie się dokładności klasyfikacji sosny w wariantach oznaczonych numerami 1 i 3, czyli tymi, które uwzględniały dane pozyskane na obszarze badawczym BU4. Takie wyniki wskazują, że różnice w dokładności klasyfikacji poszczególnych gatunków nie są jedynie prostą funkcją liczby wzorców uczących oraz poziomu niezbalansowania klas. Opisywanych wyników nie można także przypisać różnicom w terminie pozyskania danych na poszczególnych obszarach badawczych, jako że ten różnił się o dwa tygodnie pomiędzy obszarami KR1 i NI1, a jedynie o kilka dni pomiędzy KR1 i BU4 (tab. 1). Można domniemywać, że opisywana nieco wyższa "spójność" obszarów badawczych KR1 i NI1 wynika z bliskości geograficznej tych obszarów (rys. 19) oraz zbliżonej charakterystyki siedlisk przyrodniczych np. muraw (tab. 2, 3, 4).



Wyk. 26. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)







Wyk. 28. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej F (źródło: opracowanie własne)

Kolejnym etapem eksperymentów było stworzenie udoskonalonego autorskiego modelu gatunków sukcesji (UAMGS), wykorzystując najlepsze warianty przeanalizowanych zmiennych A-F. Różnicujące względem PAMGS zmienne stanowiły: A – wielkość wycinka, C – liczba i termin pozyskania danych oraz D – sposób augmentacji (tab. 9).

Ostatnim krokiem było natomiast dostrojenie hiperparametrów UAMGS na drodze porównania skuteczności modeli stworzonych z różną liczbą przebiegów uczących i rozmiarem grupy danych. Wyniki oceny dokładności tego etapu przedstawiono na wyk. 29. Dokładność poszczególnych konfiguracji została porównana wykorzystując średnią wartość wskaźników F1-score – najlepszego zasięgu przestrzennego obiektów i najlepszej klasyfikacji gatunków. Wartości pierwszego z wymienionych (wykres po lewej stronie) wskazują, że dokładność wyznaczenia zasięgu potencjalnej sukcesji zwiększa się wraz z kolejnymi przebiegami uczącymi, osiągając najwyższe wartości w okolicach 20-30 przebiegów. Dodatkowo dokładność zwiększa się szybciej, jeśli wykorzystywany jest więcej niż jeden wzorzec uczący na klasę.

Nieco bardziej skomplikowany wzorzec cechuje wykres dokładności klasyfikacji gatunków (wykres po prawej stronie). Opisywane wartości osiągane w kolejnych przebiegach uczących nie zmieniają się w sposób regularny. Najniższe wartości odnotowano dla kilku początkowych przebiegów uczących, niezależnie od liczby wzorców. Jest to oczekiwany wynik, jako że model nie ma jeszcze wówczas dobrze zdefiniowanych klas. Optymalne wartości liczby przebiegów uczących przypadają na przedział 6-9. Dokładności uzyskiwane dla dalszych przebiegów obniżają się, co można przypisywać przeuczeniu modelu. Wartą uwagi jest wspomniana duża zmienność wartości. Można domniemywać, że wynika ona z różnego tempa uczenia modeli odpowiadających pojedynczym gatunkom. Ostatecznie wybranymi wartościami dwóch hiperparametrów było 6 dla liczby przebiegów uczących i 5 dla liczby wzorców uczących na klasę. Opisywane wartości stanowiły optimum dokładności pod kątem dwóch opisanych aspektów – zasięgu potencjalnej sukcesji i gatunków. Wybór wartości omówionych hiperparametrów pozwolił na stworzenie finalnego autorskiego modelu gatunków sukcesji (FAMGS). Zestawienie dokładności tego modelu przedstawiono w zał. 3.35. Średnia wartość wskaźnika F1-score dla najlepszego zasięgu przestrzennego wyniosła 0,73, a najlepszej klasyfikacji gatunków 0,71. Dokładność poszczególnych gatunków różniła się – dla brzozy i kruszyny można ocenić ją jako umiarkowaną, dla sosny, wierzby oraz klasy innych gatunków jako relatywnie wysoką – średnie wartości wskaźnika F1-score wyniosły dla nich odpowiednio 0,5, 0,5, 0,89, 0,84 i 0,81.

	1	Ş	3	4	5			2	ş	3	\$	5	_	
1 -	0.48	0.52	0.57	0.54	0.53	- 0.80	1 -	0.29	0.38	0.37	0.32	0.28		
2 -	0.63	0.60			0.68		2 -	0.36	0.46	0.48	0.47	0.39		
3 -		0.71	0.66	0.70	0.72		3 -	0.49	0.60		0.45	0.54		
4 -	0.62	0.75	0.72	0.73	0.72		4 -	0.36	0.44			0.66		
5 -		0.73	0.75	0.74	0.74		5 -	0.54	0.42	0.59		0.55		
б-	0.73	0.72	0.77	0.74	0.73	- 0.75	6 -	0.46	0.63	0.58		0.71		
7 -	0.73	0.72	0.76	0.73	0.75		7 -	0.65	0.40	0.60	0.48	0.50		
8 -	0.71	0.74	0.74	0.77	0.73		8 -	0.56	0.64	0.65	0.57	0.55		
9 -		0.73	0.72	0.76	0.75		9 -	0.53	0.64	0.59	0.54	0.47		
10 -	0.74	0.76	0.76	0.77	0.78	- 0.70	10 -		0.54	0.46	0.48			
11 -	0.73	0.75	0.76	0.77	0.79		11 -		0.55		0.49	0.48		
12 -	0.74	0.76	0.77	0.76	0.76		12 -		0.56	0.45	0.59			
- ^{13 -}	0.74	0.73	0.75	0.77	0.77	warto	- ^{13 -}	0.55	0.55	0.43	0.53	0.56		
ofoezor	0.73	0.75	0.77	0.76	0.77	sść śred	ofografia -	0.44	0.53	0.51		0.56		
] 15 -	0.72	0.77	0.78	0.75	0.74	- 0.65 ni sk	, mie 12 -	0.55		0.39	0.47	0.52		
a przeb 16 -	0.78	0.75	0.77	0.77	0.73	aźnika	a przeb a 10 -	0.56	0.49	0.60		0.44		
2 17 - از CZ	0.77	0.75	0.79	0.74	0.79	F1-scor	liczb 17 -	0.48	0.47	0.49		0.54		
18 -	0.76	0.76	0.79	0.79	0.75	Ø	18 -		0.56					
19 -	0.75	0.80	0.79	0.78	0.78	- 0.60	19 -	0.55	0.50			0.58		
20 -	0.76	0.78	0.76	0.79	0.78		20 -			0.48	0.56	0.47		
21 -	0.77	0.77	0.78	0.77	0.79		21 -	0.52	0.55		0.55	0.48		
22 -	0.77	0.78	0.79	0.79	0.76		22 -	0.46	0.65		0.55			
23 -	0.77	0.77	0.79	0.79	0.77		23 -	0.48	0.46		0.45	0.49		
24 -	0.76	0.78	0.78	0.78	0.78	- 0.55	24 -			0.49		0.54		
25 -	0.79	0.79	0.79	0.80	0.78		25 -		0.55	0.60	0.57	0.48		
26 -	0.78	0.80	0.77	0.81	0.79		26 -	0.58	0.49	0.56	0.55	0.44		
27 -	0.77	0.79	0.79	0.81	0.80		27 -	0.54	0.57	0.50	0.63	0.51		
28 -	0.76	0.79	0.79	0.78	0.78	- 0.50	28 -	0.47	0.50		0.49			
29 -	0.78	0.77	0.77	0.79	0.78		29 -	0.55		0.58		0.57		
		rozmia	r grupv	danych					rozmiar	grupv	danych			



	A – wielkość wycinka	B – rodzaj modelu	C – liczba i termin pozyskania danych	D – sposób augmentacji	E – sposób uczenia transferowego	F – liczba i obszar pozyskania danych	hiperparametr liczby przebiegów uczących	hiperparametr rozmiaru grupy danych
AMZS/ PAMGS	w1 – 416×416	model jednoklasowy/ wl – połączenie kilku modeli jednoklasowy ch	w0 – wiosna	w0 – odwrócenie w poziomie (domyślna w DeepForest)	w0 – podejście głębokie	w0 – KR1	30	1
UAMGS	w0-400×400	wl – połączenie kilku modeli jednoklasowy ch	w10 – wiosna + lato + jesień (połączenie danych uczących)	w1 – losowe przycięcie, odwrócenie w poziomie, losowy obrót o 90 stopni, 1 dodatkowy wzorzec	w0 – podejście głębokie	w0 – KR1	30	1
FAMGS	w0-400×400	wl – połączenie kilku modeli jednoklasowy ch	w10 – wiosna + lato + jesień (połączenie danych uczących)	w1 – losowe przycięcie, odwrócenie w poziomie, losowy obrót o 90 stopni, 1 dodatkowy wzorzec	w0 – podejście głębokie	w0 – KR1	6	5

Tab. 9. Wartości zmiennych cechujące kolejne autorskie modele wykrywania gatunków sukcesji; dla zmiennych niewymienionych w tabeli zastosowano wartości domyślne modelu DeepForest [162] (źródło: opracowanie własne)

Opisywane wyżej wyniki oceny dokładności odnosiły się wyłącznie do obszaru badawczego KR1, tj. do danych walidacyjnych. Model FAMGS wykorzystano także do wykonania predykcji na dwóch pozostałych obszarach badawczych – BU4 i NI1. Warto zwrócić uwagę, że model finalny wykorzystywał dane uczące pochodzące z różnych terminów pozyskania, ale jedynie z obszaru KR1. To sprawia, że dane referencyjne dla dwóch pozostałych obszarów badawczych mogły być wykorzystane jako niezależne dane testowe. Wyniki oceny dokładności uzyskane dla tych obszarów były naturalnie nieco niższe niż te otrzymane dla obszaru KR1 (zał. 3.36 i 3.37). Można domniemywać, że były one z jednej strony uwarunkowane podobieństwem obiektów do tych znajdujących się na obszarze KR1, z drugiej natomiast poziomem skomplikowania samego analizowanego obszaru. Przykładowo, roślinność tła obszaru BU4 stanowiły w znacznej części wrzosy o kontrastowym, względem drzew i krzewów, kolorze brązowym. Z pewnością ułatwiło to algorytmowi wykrycie obiektów sukcesji i uzyskanie relatywnie wysokiej wartości wskaźnika F1-score wynoszącej 0,68 (zał. 3.36). Odmienna sytuacja cechowała obszar badawczy NI1, na którym występowała bogata roślinność sąsiadująca lub przerastająca obiekty sukcesji. Dokładność wyznaczenia zasięgu potencjalnych obiektów sukcesji wtórnej na tym obszarze, wyrażona wartością wskaźnika F1score, wyniosła 0,56. Co naturalne, również klasyfikacja gatunków wykonana na danych testowych cechowała się niższą dokładnością niż na danych walidacyjnych. Wartość wskaźnika F1-score klasyfikacji gatunków obszaru BU4 wyniosła 0,40, a NI1 0,43. Obniżoną względem obszaru KR1 dokładność można przypisywać różnym czynnikom, m.in. odmiennemu wyglądowi samych obiektów (np. sosen na obszarze badawczym NI1) czy innej charakterystyce tła. Istotnym czynnikiem był także z pewnością brak wierzby w danych referencyjnych dwóch opisywanych obszarów badawczych – gatunku relatywnie prostego do wykrycia, podwyższającego wskaźnik dokładności całości klasyfikacji.

W celu bliższego zapoznania się z charakterem wyników modelu FAMGS, przygotowano mapy fragmentów trzech obszarów badawczych prezentujące wyniki predykcji modelu – prostokąty ograniczające obiekty o kolorze odpowiadającym klasie i przypisanej do obiektu wartości wyniku (rys. 31-37). Opisywane predykcje modelu odfiltrowano progiem wyniku równym 0,5, czyli progiem optymalnego zasięgu przestrzennego potencjalnej sukcesji (zał. 3.35). Dodatkowo zastosowano, omówioną w podrozdziale 6.4 maskę sukcesji wtórnej, która w przypadku wybranych fragmentów stanowiła zasięg lasów i sadów.

W odniesieniu do obszaru badawczego KR1, analiza map pozwala w pierwszej kolejności potwierdzić wyniki oceny statystycznej co do liczby wykrywanych drzew i krzewów. Można

zaobserwować, że przy tak zdefiniowanym progu odfiltrowania wyników, wykrywana jest większość (ok. 70%) obiektów, a dodatkowo, że większe wyzwanie stanowią obiekty brakujące (czułość modelu) niż nadmiarowe (precyzja modelu). Można zaobserwować, że wykrywane są zarówno obiekty duże, jak i małe, a przypisana im wartość wyniku dość dobrze odzwierciedla wizualną trudność wyróżnienia obiektu. Trudno jednak wizualnie jednoznacznie stwierdzić jakie cechy obiektów decydowały o ich niedostatecznie wysokiej dla wykrycia wartości wyniku. Częściowo jest to prawdopodobnie duża transparentność koron i niejednoznaczność granicy tych obiektów. Można domniemywać, że dla obiektów należących do klasy innych gatunków wynika to również z częściowej niereprezentatywności jej wzorca. Zauważalna jest także tendencja do tworzenia dużych, nie zawsze poprawnych, prostokątów ograniczających obiekty klasy innych gatunków. Być może wynika to z faktu, że jako przykłady tej klasy zwykle mierzono w terenie średnio nieco większe obiekty niż w przypadku obiektów klas sukcesji. W połączeniu z dość zróżnicowanym wzorcem tej klasy mogło to doprowadzić do odnajdywania opisywanych dużych, niejednoznacznych struktur. Dla odmiany wzorce czterech klas sukcesji, ze względu na charakter danych referencyjnych, ewidentnie zdefiniowały je jako średniej wielkości pojedyncze obiekty i dlatego poprawnie wykrywane były odizolowane osobniki oraz te występujące na brzegu większego obszaru roślinności. Trudności w wykryciu obiektów występowały w przypadku kęp, np. kęp brzóz na rys. 32. Analiza map zdaje się również potwierdzać wyniki oceny statystycznej w zakresie klasyfikacji gatunków. Największą poprawność można zaobserwować dla wierzb i sosen, mniejszą w stosunku do brzóz i kruszyn.

Predykcje uzyskane dla fragmentów dwóch pozostałych obszarów badawczych cechują się zbliżonymi tendencjami, zarówno w zakresie zasięgu jak i gatunków. Zauważalne jest dodatkowo wspominane wyżej powiązanie pomiędzy otrzymanymi wartościami wskaźnika F1-score zasięgu przestrzennego i charakterem otrzymanych predykcji. Bardziej skomplikowany charakter roślinności obszaru NI1 zadecydował o niższej wartości wskaźnika, a prostszy charakter BU4 o wyższej.














Rys. 34. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego BU4 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)



Rys. 35. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego BU4 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)



Rys. 36. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego NI1 (biała szrafura to Lasy lub Sady według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)



Rys. 37. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego NI1 (biała szrafura to Lasy lub Sady według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

W celu dalszej oceny otrzymanych wyników postanowiono zestawić je z rezultatami uzyskanymi przez innych autorów prowadzących badania o zbliżonej tematyce. Wykonanie opisywanego porównania było dość trudne. Po pierwsze, jak dotychczas wykonano niewiele badań nad wykrywaniem zasięgu i gatunków sukcesji w skali pojedynczych obiektów. Po drugie, artykuły naukowe opisujące eksperymenty są przygotowywane według autorskiego zamysłu i z różną szczegółowością opisują poszczególne elementy badań. Często nie do końca jasnym jest jak duże obiekty stanowiły cel badań i jaki charakter miały dane referencyjne albo w jaki sposób wykonano ocenę dokładności. Dodatkową trudność wprowadza także trzeci czynnik – różne miary statystyczne oceny dokładności, wykorzystywane w poszczególnych badaniach. Częściowo wybór tych miar jest podyktowany preferencją autorów, ale w dużym stopniu także zastosowaną metodą. Jak wspomniano w podrozdziale 6.5, w ramach niniejszych badań, ze względu na chęć zapewnienia jak największej porównywalności wyników niniejszej pracy z wynikami innych autorów, zastosowano typowe miary statyczne dla metody detekcji. Analiza literatury wykazała jednak, że ta metoda jest dużo bardziej popularna w zakresie kartowania dużych drzew [169, 214, 215], mniejsze obiekty tego typu są natomiast najczęściej kartowane w podejściu pikselowym lub na drodze segmentacji. Ze względu na opisane czynniki, wykonane zestawienie należy postrzegać jako przybliżone.

Opisywane porównanie wykonano osobno dla dwóch analizowanych w niniejszej pracy aspektów – zasięgu potencjalnej sukcesji wtórnej (tab. 10) oraz tworzących ją gatunków (tab. 11). Wybierając artykuły naukowe do porównania kierowano się kilkoma, zbliżonymi dla obu aspektów, kryteriami. Po pierwsze, skupiono się na badaniach analizujących pojedyncze drzewa/krzewy lub obiekty zbliżone do tej definicji. Priorytet stanowiły dodatkowo obiekty najmniejsze – małe drzewa, krzewy oraz sadzonki. Po trzecie, w zestawieniu starano się uwzględniać obszary badawcze o różnej charakterystyce. W badaniach nad sukcesją wtórną wykorzystujących metody teledetekcyjne dominować zdają się te wykonywane dla relatywnie niezróżnicowanych obszarów badawczych, np. obszarów pustynnych. Takie badania nie są więc do końca porównywalne z badaniami wykonywanymi dla obszarów Natura 2000.

W obu zestawieniach umieszczono zbliżone informacje. Były to: lokalizacja i charakter obszaru badań, charakter oraz wielkość obiektów badawczych (w zestawieniu gatunków uwzględniające także klasy), format oraz liczba wzorców referencyjnych, wykorzystane dane teledetekcyjne, zastosowane metody oraz dokładności uzyskane dla najlepszego, ostatecznego wariantu badań. Analiza pierwszego zestawienia, tj. dotyczącego zasięgu przestrzennego drzew i krzewów, pozwala w pierwszej kolejności stwierdzić, że uzyskana w ramach

niniejszych badań dokładność (zał. 3.3 i 3.35) jest porównywalna do tych osiągniętych przez innych autorów. Ponadto, wyniki wszystkich badań, dla których podano odpowiednie wartości statystyczne, wskazywały na większy błąd pominięcia niż nadmiaru [63, 68, 117], podobnie jak ma to miejsce w ramach niniejszych badań. Analiza poszczególnych artykułów pozwala także na sformułowanie kilku dodatkowych obserwacji. Po pierwsze, wybierana przez cytowanych autorów metoda była silnie powiązana z poziomem zróżnicowania obszaru badawczego. Kartowanie obszarów o mniej skomplikowanej charakterystyce wykonywano z wykorzystaniem drzew decyzyjnych oraz klasyfikacji obiektowej [63, 66, 74] i były to metody wystarczające do osiągnięcia zadowalającej dokładności. Obszary bardziej zróżnicowane, podobnie jak miało to miejsce w ramach niniejszych badań, kartowano z wykorzystaniem CNN - segmentacji semantycznej, detekcji oraz klasyfikacji z lokalizacją [68, 91, 117, 203]. Wszystkie wspomniane badania były oparte o obrazy RGB, tak samo jak w ramach niniejszych badań. Po drugie, jedynie w ograniczonym zakresie dostrzegalne jest zwiększanie się rozdzielczości przestrzennej/gęstości chmury punktów dla obiektów badawczych o zmniejszającym się rozmiarze. Istotnie obrazy o najwyższej rozdzielczości przestrzennej (z BSL, 0.3 cm) zastosowano do wykrycia najmniejszych z wymienionych w tab. 10 obiektów [203], a najniższej (lotnicze, 25 cm) do wykrycia prawdopodobnie największych [68], ale badania plasujące się pomiędzy były już pod opisanymi względami zróżnicowane. W tym kontekście niniejsze badania oparto o dane o relatywnie niskiej rozdzielczości przestrzennej, przy celu wykrywania dość małych obiektów. Dodatkowo, nie zauważono powiązania pomiędzy wielkością analizowanych obiektów a uzyskaną dokładnością, choć część autorów wspominała w treści artykułów o tendencji uzyskiwania wyższych dokładności dla większych obiektów [66]. Można domniemywać, że wynika to z dostosowywania zbioru referencyjnego do rozmiaru obiektów możliwych do skutecznego wykrycia na danych o określonej rozdzielczości przestrzennej. Finalnie, nie zauważono również powiązania pomiędzy liczebnością danych referencyjnych a uzyskaną dokładnością. Można domniemywać, że opisywana liczebność została dobrana odpowiednio do wybranej metody, jako że w większości liczniejsze zbiory cechowały badania wykorzystujące CNN, a mniej liczne pozostałe rodzaje metod. W tym kontekście badania zrealizowane w niniejszej pracy były wykonane na niewielkiej liczbie danych referencyjnych.

Analiza drugiego zestawienia, tj. dotyczącego rozróżniania gatunków oraz stworzonego na jego podstawie wyk. 30, pozwala stwierdzić w pierwszej kolejności, że uzyskane w ramach niniejszych badań wyniki są porównywalne lub nieco niższe niż przedstawione w tab. 11.

Charakterystyka badań o najwyższych dokładnościach pozwala domniemywać, że istotnymi przyczynami uzyskania przez nie tak wysokich dokładności może być zastosowanie bardzo dużej liczby danych referencyjnych [105, 106], skupienie się badań na dużych obiektach [103] (dla 102 i 128 nie podano wielkości obiektów), wykorzystanie danych o bardzo dużej rozdzielczości przestrzennej [102, 103, 105, 106] oraz uwzględnienie w statystykach dokładności wyników dla klas tła o niewielkim poziomie trudności, np. piasku [102, 103, 106]. Wspomniane badania o dużej liczbie danych referencyjnych należały jednak do wyjatków. Większa część badań, podobnie jak badania wykonane w ramach niniejszej pracy, cechowały się relatywnie małą liczbą przykładów. Ta liczba była średnio mniejsza niż w przypadku poprzedniego zestawienia, co można wytłumaczyć bardziej pracochłonnym i czasochłonnym procesem pozyskania opisywanej referencji dla gatunków. Analiza zestawienia pozwala także zauważyć powiązanie uzyskiwanej dokładności z liczbą klas. Co naturalne, im liczba klas (w szczególności gatunków) jest większa, tym trudniejsze jest uzyskanie wysokich dokładności (wyk. 30). Ponadto analiza zestawienia pozwala stwierdzić, że omawiany proces klasyfikacji gatunków wykonywano z wykorzystaniem bardzo zróżnicowanych typów danych i metod. Żadne z nich, na podstawie informacji zawartych w zestawieniu, nie przedstawia się jednak jako istotnie lepsze od pozostałych.

Tab. 10. Charakterystyka produktów badań dotyczących wyznaczania zasięgu pojedynczych niewielkich drzew i krzewów z wykorzystaniem danych teledetekcyjnych (OA – dokładność ogólna (ang. overall accuracy), PA – dokładność producenta (ang. producent's accuracy), UA – dokładność użytkownika (ang. user's accuracy), AP – średnia precyzja (ang. average precision)) (źródło: opracowanie własne)

Uzyskana dokładność (w najlepszym wariancie)	 OA: dla 4 różnych obszarów 90,5-97,1% 2) błąd pominięcia 8,2% 3) błąd nadmiaru 3,1%
Metoda	drzewo decyzyjne dzielące na klasy piasek, krzew, trawa na podstawie progów wskaźnika NDVI i macierzy GLCM obliczonej na CHM
Dane teledetekcyjne	 obrazy wielospektralne R G RE NIR z BSL o rozdzielczości przestrzennej 16 cm, pozyskane w lipcu 2017 r. dane LiDAR o gęstości 99,56 punktów/m² pozyskane w tym samym terminie
Format oraz liczba wzorców referencyjnych	388 poligonów referencyjnych
Charakter i wielkość obiektów badawczych	pojedyncze krzewy jednego gatunku (C. microphylla), o średnim wymiarze korony równym 97×66 cm
Obszar badań	Chiny (obszar łąkowy półsuchy)
dentyfikator artykułu w bibliografii	[63]

 J. Jedynie 37,4% krzewów mniejszych niż 1,5 m² zostało wykryte, podczas gdy ponad 99% krzewów krzewów większych niż 1,5 m² zostało wykryte. Ś 51,8% i 25,4%. 	OA: 72%
klasyfikacja obiektowa	klasyfikacja obiektowa z wykorzystaniem algorytmóq Segment Mean Shift i Cat Boost, wykonana na podstawie wskaźników roślinności i wskaźników LiDAR
obrazy satelitarne dostępne na platformie Google Earth, cechujące się rozdzielczością przestrzenną z przedziału 0,44-0,51 m	 dane LiDAR obrazy lotnicze RGB o rozdzielczości przestrzennej 0,1m; oba zbiory danych pozyskane w szczycie sezonu wegetacyjnego 2017
44 krzewy referencyjne	4339 poligonów referencyjnych znajdujących się na 38 obszarach treningowych
zazwyczaj pojedyncze krzewy, czasem kępy, należące do gatunków C. microphylla, C. stenophylla, C. stenophylla, C. intermidia, większość o powierzchni z przedziału 0-3 m²	pojedyncze drzewa (gatunków Prosopis veluntina i Cylindropuntia spp.) oraz krzewów (gatunku Larrea tridentata), o średniej wysokości 2 m
Chiny (obszar łąkowy suchy i półsuchy)	USA, stan Arizona (obszar pustynny)
[99]	[74]

 F1: 77,1- 87,9% Drecyzja: 78,7-88,5% czułość: 75,6-87,3% (przedziały dla trzech roczników pozyskania danych) 	średnie F1- score 0,62- 0,77 dla trzech zbiorów danych testowych	AP 0,81
segmentacja z wykorzystaniem sieci splotowej U- net ze rdzeniem EfficientNet	segmentacja TGS U-net	detector Faster R- CNN wytrenowany wstępnia na danych MS COCO
obrazy lotnicze RGB o rozdzielczości przestrzennej 25 cm, pozyskane w latach 2014, 2016 oraz 2019	obrazy lotnicze RGB z BSL o rozdzielczości przestrzennej 6,25 cm, pozyskane w trzech sezonach: sierpniu 2019 r., grudniu 2019 r. oraz sierpniu 2020 r.	obrazy z BSL o rozdzielczości przestrzennej 0,3 cm pozyskane 3 sierpnia 2017 r. (lato) i 20 października 2017 r. (zima)
48 referencyjnych kafli danych o wymiarach 4000×4000 pikseli, z co najmniej 3% powierzchni kafla pokrywającej poszukiwane obiekty	20 kafli referencyjnych o wymiarach 800×800 pikseli, z co najmniej 21% powierzchni kafla pokrywającej poszukiwane obiekty	3940 prostokątów ograniczających obiekty, oznaczonych na 9415 kaflach referencyjnych
obiekty topograficzne roślinności zdrewniałej (żywopłoty, kępy drzew oraz roślinność nadbrzeżna) o powierzchni powyżej 10 m ²	kępy krzewów	sadzonki iglaste z trzech grup wielkościowych wyrażonych wymiarem prostokątów ograniczających: poniżej 30 cm, 30-66 cm oraz powyżej 66 cm, pozyskanych w dwóch rożnych sezonach wegetacyjnych
Słowenia (pagórkowat y obszar Natura 2000)	Portugalia (okolice lasu dębowego)	Kanada (las borcalny, obszar poprzemysło wy)
[68]	[91]	[203]

 F1-score 96,5% precyzja 100% czułość 93,24% 	kładność ogólna (ang.	Uzyskana dokładność (w najlepszym wariancie)	 F1-score gatunków: 0,2-0,96 OA: 0,83, Kappa: 0,76
klasyfikacja z lokalizacją z wykorzystaniem sieci CNN o rdzeniu ResNet, wytrenowanej wstępnie na danych ImageNet	ch teledetekcyjnych (OA – do własne)	Metoda	 1) odcięcie po wysokości na modelu wysokościowym 2) klasyfikacja 3D chmury punktów odmianą algorytmu drzew decyzyjnych
satelitarne Pleiades i d View-2 pobrane z ormy Google Earth, zone do RGB 0,12 m	zewów z wykorzystaniem danyc ccuracy)) (źródło: opracowanie	Dane teledetekcyjne	dane LiDAR z BSL o gęstości >1000 pkt/m ² , pozyskane w październiku 2017 r. (okres z liśćmi) i kwietniu 2018 r. (okres bez liści)
lasy obrazy dla Worl i bare platf etation) wygład	ı niewielkich drzew i krz ⁄tkownika (ang. user's a	Format oraz liczba wzorców referencyjnych na gatunek	2-65 osobników referencyjnych na gatunek
200 (100 dla kl krzewu i 100 o pozostałych czyl soil and spare vege	a gatunków pojedynczych ıcy), UA – dokładność uży	Charakter i wielkość obiektów badawczych	krzewy o wysokości z przedziału 0,3- 3,5 m
krzewy gatunku Ziziphus lotus, o wysokości z przedziału 1-3 m i średnicy obiektów z przedziału 4,6- 47 m	lotyczących klasyfikowani 1ta (ang, producer's accura	Liczba klas (w tym gatunków)	13 (12: JC. Scoparius, Juniperus, Rubus, Rosa, Quercus, Betula, Pinus, Sambucus, Crataegus, Prunus, Malus, Calluna)
Hiszpania (obszar śródziemnom orski półsuchy) oraz Cypr	ka produktów badań d · dokładność producen	Obszar badań	Holandia (obszar łąkowy)
[117]	(ab. 11. Charakterysty) overall accuracy), PA -	Identyfikator artykułu w bibliografii	[107]

1) OA: 0,6 2) PA: 15- 82%, UA: 21- 100%	OA:>80%	1) OA: 96,9%, Kappa: 96,1% 2) PA: 94,5- 99,5, UA: 94,3-99,5%
klasyfikacja obiektowa	klasyfikacja pikselowa algorytmem RF	segmentacja z wykorzystaniem wstępnie wytrenowanej sieci CNN
 obrazy lotnicze CIR o rozdzielczości 25 cm dane LiDAR pozyskane zimą (okres bez liści) 	obrazy RGB z BSL o rozdzielczości 20 cm, pozyskane w październiku 2012 i 2018 r.	 obrazy RGB z BSL o BSL o rozdzielczości 10 cm 2) CHM z dopasowania zdjęć dane pozyskane w grudniu 2018 r. (okres przejściowy)
12-32 osobników referencyjnych na gatunek	120 jednogatunkow ych pól referencyjnych, każde z kilkoma osobnikami	36-127 osobników referencyjnych na gatunek
relatywnie duże obiekty, powierzchnia większości to <= 1000 m ²	najmniejsza jednostka kartowania ustalona na 100 cm ²	nie podano
 6 (6: Hippophae rhamnoides, Pinus nigra, Prunus serotina, Rosa rugosa, Salix repens, Sambucus nigra) 	4 (3: Larix, krzew brązowawy, krzew zielonkawy)	5(3: Juniperus, Quercus vivens, Prosopis)
Holandia (obszar wydm Natura 2000)	Włochy (obszar łąk podalpejskic h Natura 2000)	USA, stan Teksas (obszar łąkowy suchy)
[100]	[101]	[102]

1) OA: 92,7%, Kappa: 0,91 2) PA: 80- 99%, UA: 81- 100%	 OA: 74,3% Precyzja: 27,1-99,8%, czułość: 23,3- 92,5%
 odcięcie po wysokości 50 cm stworzenie miar tekstury, wskaźników spektralnych i CHM segmentacja klasyfikacja klasyfikacja 	 segmentacja obrazu z wykorzystaniem "superpikseli" klasyfikacja gatunków algorytmem SVM korzystając z cech spektralnych i teksturalnych i
 obrazy RGB z BSL BSL obrazy RG RE NIR z BSL (pozyskane w porze suchej – lipcu 2021 r.) obrazy RG RE NIR TIR z BSL (pozyskane w porze deszczowej – kwietniu 2022 r.) CHM; dane o rozdzielczości 10 cm 	 obrazy RGB z BSL o BSL o rozdzielczości 4,01 cm pozyskane w listopadzie 2018 r. 2) obrazy RG RE NIR z BSL o rozdzielczości 11,3 cm pozyskane w kwietniu 2017 r. 3) DSM o rozdzielczości 8,01 cm
100 punktów referencyjnych na gatunek	50-120 osobników referencyjnych na gatunek
minimalna powierzchnia obiektu równa 30 pikseli	obiekty o powierzchni > 0,5 m ²
5 (3: T. Parviflora, Buxus retusa lignum, Buxus retusa viridis)	7 (5: Macaranga gigantea, Bellucia pentamera, Alstonia scholaris, Endospermum Malaccense, Elaeis oleifera)
Brazylia Brazylia (obszar sawanny lasów tropikalnych)	Indonezja (obszar wycinki lasów tropikalnych)
[103]	[104]

1) OA: 88,6%, Kappa: 0,82 2) PA: 0,68- 0,93, UA: 0,69-0,92	1) OA: 0,92 2) F1-score gatunków ok. 0,9
 podział obrazu na segmenty z roślinnością i bez roślinności z wykorzystaniem wskaźników transformacja pCA na podstawie wskaźników spektralnych, oryginalnych kanałów i miar tekstury klasyfikacja klasyfikacja 	segmentacja semantyczna ze rdzeniem sieci ResNet
obrazy RGB z BSL o rozdzielczości 1,5 cm pozyskane w lipcu 2018 r.	obrazy RGB z BSL o rozdzielczości 0,7 cm pozyskane w maju 2019 r.
159-1067 osobników referencyjnych na gatunek	56000 osobników referencyjnych łącznie dla wszystkich klas
obiekty o średniej wysokości gatunków z przedziału 25- 100 cm	obiekty z różnych stadiów, od niewielkich do dojrzałych
4 (4: Ephedra przewalskii, Salsola laricifolia, Sarcozygium xanthoxylon, Gymnocarpos przewalskii)	3 (5: Juniperus virginiana, razem Pinus ponderosa i Pinus sylvestris, razem Fraxinus pennsylvanica i Celtis occidentalis)
Chiny (pustynia Gobi)	USA, stan Nebraska (obszar stepowy)
[105]	[106]

1) OA: 81,5%, Kappa: 79.4% 2) PA: 68- 89,8%, UA: 61,5-89,8%
 odcięcie po wysokości 1 m na CHM (wyłączenie pól uprawnych i użytków zielonych) 2) wycięcie terenów nieroślinnych z wykorzystaniem wskaźnika mNDVI705 3) wycięcie gruntów o nieanalizowanym typie użytkowania na podstawie EGIB 4) segmentacja 5) klasyfikacja pikselowa algorytmem SVM
dane LiDAR o gęstości 19 pkt/m ² pozyskane w sierpniu 2019 r.
30-33 osobniki referencyjne na gatunek
nie podano
10 (10: Salix cinerea, Salix, Crataegus, Carpinus, Alnus, Quercus, Populus, Betula, Pinus, Picea)
Polska (obszar leśny)
[128]



Wyk. 30. Wartości dokładności klasyfikacji gatunków osiągnięte w badaniach innych autorów, w zestawieniu z trzema cechami przeprowadzonych eksperymentów – liczbą gatunków, liczbą wzorców referencyjnych oraz rozdzielczością przestrzenną zastosowanych danych (OA – dokładność ogólna (ang. overall accuracy) (źródło: opracowanie własne)

8. PODSUMOWANIE I WNIOSKI

Celem niniejszej pracy było wykonanie badań nad możliwością i skutecznością detekcji pojedvnczych drzew i krzewów bioracych udział w procesie sukcesji wtórnej oraz ich wstepnej klasyfikacji na podstawie ortofotomap lotniczych RGB. Wykorzystanie przedstawionych badań w praktyce ma szansę poszerzyć wiedzę na temat procesu sukcesji wtórnej oraz doprecyzować inwentaryzację przyrodniczą opracowań planistycznych czy projektów monitoringowych. Jak wyjaśniono w rozdziale 2, proces sukcesji wtórnej polega na zmianie składu gatunkowego oraz struktury roślinności w czasie, i zachodzi na obszarach o tzw. zaburzonej równowadze ekologicznej [41]. W warunkach polskich takie zaburzenie może na przykład stanowić zaprzestanie działalności rolniczej, w wyniku którego na obszarze zacznie następować stopniowe, naturalne przywracanie lasu. Sukcesja wtórna jest oceniana jako proces bardzo istotny. Jego występowanie na obszarach chronionych, np. obszarach Natura 2000 jest postrzegane jako zagrożenie dla lokalnej bioróżnorodności ekosystemów nieleśnych, otwartych, wśród których znajdują się również ekosystemy półnaturalne (tj. łąki, pastwiska), wykształcone w wyniku ekstensywnego użytkowania rolniczego. W innych przypadkach sukcesja wtórna może być także oceniana jako proces o pozytywnym charakterze, dzięki przyczynianiu się do ograniczania zmian klimatu poprzez pochłanianie dwutlenku węgla, regeneracji zbiorowisk leśnych i zaroślowych na gruntach porolnych, urozmaiceniu struktury krajobrazu na obszarach z intensywnym rolnictwem, zdominowanym, przez towarowe gospodarstwa wielkopowierzchniowe, a także dzięki kształtowaniu lub odtwarzaniu korytarzy ekologicznych w krajobrazie rolniczym.

Opisywane badania nad detekcją i klasyfikacją gatunków pojedynczych obiektów sukcesji wtórnej oparto o wykorzystanie splotowych sieci neuronowych oraz lotniczej ortofotomapy RGB. Jak omówiono w rozdziale 1 niniejszej pracy, CNN stanowią jedne z najbardziej zaawansowanych i nowoczesnych metod uczenia maszynowego, pozwalających na opracowanie skutecznych rozwiązań w zakresie analizy obrazów. Lotnicze ortofotomapy RGB są natomiast powszechnie dostępnymi danymi, których wykorzystanie stwarza możliwość przyszłego wdrożenia omawianego rozwiązania na większej liczbie obszarów badawczych, np. na obszarze całej Polski. Jak przedstawiono w rozdziale 6, wykonane badania polegały na dotrenowywaniu modelu DeepForest [162], wstępnie wytrenowanego na zbiorze referencyjnym uwzględniającym jedynie duże drzewa z obszaru Stanów Zjednoczonych. Dotrenowanie wykonano korzystając z danych referencyjnych pozyskanych na trzech obszarach badawczych zlokalizowanych w obrębie obszarów chronionych Natura 2000. W

162

ramach badań wykonano szereg eksperymentów mających na celu wybranie optymalnych wariantów zmiennych charakteryzujących omawiane rozwiązanie. Do tych zmiennych należały m.in. wielkość wycinka referencyjnego ortofotomapy, rodzaj modelu, liczba, termin oraz obszar pozyskania danych, a także sposób augmentacji danych oraz sposób uczenia transferowego.

Opracowane eksperymenty stanowią podejście nowe, niemal całkowicie nie badane dotychczas przez innych autorów w Polsce i na świecie. O jego nowości świadczy możliwość wyróżnienia pojedynczych drzew i krzewów biorących udział w procesie sukcesji wtórnej. Dotychczas pojedyncze osobniki były wyodrębniane metodami teledetekcyjnymi głównie w stosunku do dużych drzew w miastach lub zwartych drzewostanów leśnych. Jak wykazano w przeglądzie literatury, przedstawionym w rozdziale 3, obiekty sukcesji były natomiast kartowane w większości jako powierzchnie. Ponadto, dotychczas w polskich badaniach nad kartowaniem sukcesji wtórnej nie analizowano potencjału wykorzystania splotowych sieci neuronowych. Wyniki badań przedstawionych w rozdziale 7 niniejszej pracy pozwalają potwierdzić dwie sformułowane w rozdziale 4 hipotezy, tj. że:

- wykorzystanie splotowych sieci neuronowych i ortofotomapy lotniczej RGB umożliwia skuteczną detekcję pojedynczych drzew i krzewów tworzących potencjalnie sukcesję wtórną,
- wykorzystanie splotowych sieci neuronowych i ortofotomapy lotniczej RGB umożliwia wstępną klasyfikację wybranych gatunków drzew i krzewów sukcesji wtórnej.

Stworzony model, w zakresie zasięgu przestrzennego potencjalnej sukcesji wtórnej, okazał się być bardziej skuteczny niż model bazowy DeepForest – wartość wskaźnika dokładności AP@0,4 wyniosła 0,46 i 0,69 odpowiednio dla modelu bazowego (MB1) i finalnego modelu autorskiego (FAMGS). Podane wartości obliczono z wykorzystaniem danych walidacyjnych, tj. danych referencyjnych dla obszaru badawczego KR1. Wartość opisywanego wskaźnika dokładności dla danych testowych wyniosła odpowiednio 0,61 i 0,44 dla obszaru BU4 i NI1. Analizując otrzymane wartości wskaźników dokładności zasięgu przestrzennego należy wyraźnie zaznaczyć, że są to wartości wysokie dla tak sformułowanego zagadnienia badawczego – charakteru obiektów i metody ich wykrycia. Predykcje o takiej dokładności stanowią produkt o dużej wartości praktycznej, co można zaobserwować na rys. 31-37. Dla porównania dokładność detekcji wyrażona wskaźnikiem F1-score otrzymana z

wykorzystaniem modelu DeepForest dla zbioru walidacyjnego dużych drzew w Japonii wyniosła 0,51 przy IOU równym 0,5 [171]. Badania wykonane przez autorów modelu DeepForest pozwoliły natomiast na uzyskanie detekcji o średniej dokładności wyrażonej F1-score równej 0,68 [170] i dokładności wyrażonej wskaźnikiem AP równej 0,26-0,61 [169] dla zbioru walidacyjnego dużych drzew w USA pochodzących z różnych obszarów badawczych przy IOU równym 0,5.

Podsumowując wyniki niniejszej pracy można stwierdzić, że klasyfikację gatunków wykonaną na danych walidacyjnych cechuje skuteczność wyrażona wartością średnią wskaźnika F1-score równa 0,71. Wartości opisywanego wskaźnika uzyskane dla danych testowych wyniosły natomiast 0,40 i 0,43, odpowiednio dla obszarów badawczych BU4 i NI1. Otrzymane wyniki pozwalają określić klasyfikację gatunków jako wstępną informację na ten temat. Wyniki oceny dokładności dla poszczególnych gatunków wskazują dodatkowo na wyższe wartości wskaźnika F1-score charakteryzującego gatunki sosny i wierzby, a mniejszą gatunki brzozy i kruszyny. Dodatkowo, w ramach eksperymentów wykazano, że istotnym dla osiągnięcia wysokiej dokładności jest wybór odpowiedniej wielkości wycinka danych referencyjnych, typu modelu, terminu pozyskania danych, sposobu augmentacji oraz liczby przebiegów uczących.

Na koniec rozważań warto wspomnieć o potencjalnych, wartościowych kierunkach przyszłych badań w zakresie tematyki omówionej w ramach niniejszej pracy. Po pierwsze, zaprezentowane eksperymenty były skupione na zbudowaniu jednego, łącznie najskuteczniejszego modelu zasięgu i gatunków sukcesji. Wartościowym do zbadania byłoby jednak także podejście Zhang i in. (2022) rozdzielające oba te etapy, o którym to podejściu wspomniano w podrozdziale 6.4. Możliwym stałoby się wówczas stworzenie samodzielnego modelu zasięgu sukcesji, zbudowanego w oparciu o całość danych referencyjnych, jak uczyniono na początku eksperymentów, tworząc model AMZS. Jak wykazała ocena dokładności, taki model cechuje się wyższą dokładnością niż rozwiązanie stworzone z kilku modeli jednogatunkowych. Dodatkowo, wydzielając opisywany proces jako osobny etap, możliwym byłoby wytrenowanie algorytmu na całych pełnowymiarowych wycinkach danych referencyjnych, opracowanych na drodze kameralnej fotointerpretacji. Opisywany model, odnoszący się wyłącznie do zasięgu sukcesji, można byłoby ponadto rozwinąć o rozpoznawanie większych struktur przestrzennych, np. rozpoznawanie które obiekty tworzą naturalną sukcesję, a które sztuczne nasadzenia, bazując np. na teksturze. Jak wspomniano w podrozdziale 2.1, obie te grupy, ze względu na ich fizyczne podobieństwo, w ramach badań

164

teledetekcyjnych najczęściej kartowaną są razem. Drugim etapem opisywanego alternatywnego rozwiązania byłaby klasyfikacja gatunków wykonywana na podstawie niewielkich wycinków obrazów, których granice wyznaczałyby prostokąty ograniczające stanowiące wynik pierwszego etapu. Rozpoznawanie gatunków na podstawie takich danych, jak wyjaśniono w podrozdziale 6.4, pozbawione byłoby wartościowego kontekstu obiektu. Pozwalałoby jednak na przetestowanie prostszych algorytmów – mniejszych sieci splotowych lub klasycznych algorytmów klasyfikacyjnych, np. Random Forest. Dodatkowo, takie rozwiązanie nie posiadałoby wstępnych wag modelu, a więc można byłoby rozszerzyć zbiór wejściowych zmiennych, np. o dodatkowe kanały spektralne. Być może, biorąc pod uwagę niewielką liczbę danych referencyjnych w zakresie gatunków, takie rozwiązanie okazałoby się bardziej skuteczne.

Istotnym do zbadania w przyszłości jest także wpływ rozdzielczości przestrzennej danych lotniczych na możliwość wykrycia obiektów i określania ich gatunków. W ramach niniejszej pracy wykonano w tym zakresie wstępne badania literaturowe oraz przeanalizowano parametry techniczne ortofotomap lotniczych dostępnych w Państwowym Zasobie Geodezyjnym i Kartograficznym. Jednak w eksperymentach skupiono się na wykonaniu badań z wykorzystaniem jednego typu danych teledetekcyjnych – tych, które cechowały się najlepszą jakością towarzyszących danych referencyjnych. Z opisywanym zagadnieniem, tj. wykorzystaniem danych teledetekcyjnych o różnej rozdzielczości przestrzennej, łączy się również pytanie o minimalne cechy obiektu potrzebne do wykrycia go lub poprawnego określenia gatunku, na danych o określonej rozdzielczości. Potencjalnie do omawianych cech należą wielkość, wysokość czy stopień transparentności korony. Dlatego też niższe dokładności klasyfikacji uzyskano w przypadku brzozy i kruszyny – gatunków o luźniejszym pokroju koron.

Wartą uwagi jest również kwestia poprawności zasięgu przestrzennego pojedynczych osobników. W ramach niniejszych badań ocena dokładności była pod tym względem zerojedynkowa – obiekt był lub nie był wykryty poprawnie według określonej definicji. W ramach przyszłych badań istotnym wydaje się przeanalizowanie tej kwestii bardziej dokładnie, szczególnie w kontekście trudnej definicji wizualnego zasięgu obiektów oraz wykrywania obiektów tworzących kępy. Istotne do przebadania wydają się również dwa dodatkowe wątki odnoszące się do klasyfikacji gatunków. Pierwszym z nich jest wykorzystanie w zbiorze treningowym danych z innych terenów badawczych, np. amerykańskich danych NEON, uwzględniających przynajmniej częściowo podobne gatunki. Te dane można byłoby np.

wykorzystać w ramach uczenia słabo nadzorowanego (ang. weakly supervised learning). Drugi wątek stanowi natomiast wykonanie wstępnych badań nienadzorowanych, zarówno w odniesieniu do gatunków, jak i ich otoczenia. Wyniki takich analiz mogłyby być wykorzystane do trafniejszego wyboru miejsc pomiarów terenowych oraz lepszego zdefiniowania klas docelowej klasyfikacji nadzorowanej gatunków.

Bibliografia

[1] Géron, A. (2023). Uczenie maszynowe z użyciem Scikit-Learn, Keras i TensorFlow. (Wydanie III). *Helion*. https://helion.pl/ksiazki/uczenie-maszynowe-z-uzyciem-scikit-learn-keras-i-tensorflow-wydanie-iii-aurelien-geron,uczem3.htm#format/d, s. 27-56, s. 285-329, s. 333-371, s. 439-483

[2] Wikipedia. (2023, maj). *Timeline of machine learning* https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline of machine learning

[3] Bayes, Mr., & Price, Mr. (1763). An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. By the late rev. Mr. Bayes, f. R. S. Communicated by Mr. Price, in a letter to john canton, a. M. F. R. S. *Philosophical Transactions* (1683-1775), 53, 370–418. https://www.jstor.org/stable/105741

[4] McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133. https://doi.org/10.1007/BF02478259

[5] Wikipedia. (2023, maj). *AI Winter* https://en.wikipedia.org/wiki/AI_winter

[6] Wikipedia. (2023, maj). *Machine Learning* https://en.wikipedia.org/wiki/Machine learning

[7] Wikipedia. (2023, maj). *Artificial Intelligence* https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence

[8] Britannica. (2023, czerwiec). *Artificial Intelligence* https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence

[9] Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science* (New York, N.Y.), 349(6245), 255–260. <u>https://doi.org/10.1126/science.aaa8415</u>

[10] El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What is machine learning? W I. El Naqa, R. Li, & M. J. Murphy (Red.), Machine Learning in Radiation Oncology: Theory and Applications (s. 3–11). *Springer International Publishing*. <u>https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1</u>

[11] Ng, A., Katanforoosh, K. & Mourri, Y.B. (2023). Neural Networks and Deep Learning [kurs Deeplearning.AI]. Coursera

https://www.coursera.org/learn/neural-networks-deep-learning?specialization=deep-learning

[12] Wikipedia. (2023, maj). *Deep Learning* https://en.wikipedia.org/wiki/Deep learning

[13] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

[14] Stanford University. (2023, maj). *The AI Index Report* https://aiindex.stanford.edu/report/

[15] Wikipedia. (2023, czerwiec). *Hyperparameter (machine learning)* https://en.wikipedia.org/wiki/Hyperparameter (machine learning)

[16] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition (arXiv:1512.03385). arXiv. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385</u>

[17] Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193–202. <u>https://doi.org/10.1007/BF00344251</u>

[18] The Nobel Prize. (2023, czerwiec). *The Nobel Prize in Physiology or Medicine 1981* https://www.nobelprize.org/prizes/medicine/1981/summary/

[19] Ng, A., Katanforoosh, K. & Mourri, Y.B. (2023). Convolutional Neural Networks [kurs Deeplearning.AI]. Coursera

https://www.coursera.org/learn/convolutional-neural-networks?specialization=deep-learning

[20] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2014). Going deeper with convolutions (arXiv:1409.4842). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.4842

[21] Princeton University. (2023, czerwiec). *Instance segmentation* https://www.cs.princeton.edu/courses/archive/spring18/cos598B/public/outline/Instance%20S egmentation.pdf

[22] Wikipedia. (2023, czerwiec). *Feature engineering* https://en.wikipedia.org/wiki/Feature engineering

[23] Pearson, K. (1901). LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11), 559–572. https://doi.org/10.1080/14786440109462720

[24] Green, A. A., Berman, M., Switzer, P., & Craig, M. D. (1988). A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(1), 65–74.

https://doi.org/10.1109/36.3001

[25] Kaggle. (2023, październik). *Competitions* https://www.kaggle.com/competitions

[26] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., & Adam, H. (2017). Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications (arXiv:1704.04861). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861

[27] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once:
 Unified, real-time object detection (arXiv:1506.02640). arXiv.
 <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640</u>

[28] Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks (arXiv:1506.01497). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.01497

[29] Ng, A., Katanforoosh, K. & Mourri, Y.B. (2023). Improving Deep Neural Networks: Hyperparameter Tuning, Regularization and Optimization [kurs Deeplearning.AI]. Coursera https://www.coursera.org/learn/deep-neural-network?specialization=deep-learning

[30] Ng, A., Katanforoosh, K. & Mourri, Y.B. (2023). Structuring Machine Learning Projects [kurs Deeplearning.AI]. Coursera

https://www.coursera.org/learn/machine-learning-projects?specialization=deep-learning

[31] Kumar, T., Mileo, A., Brennan, R., & Bendechache, M. (2023). Image data augmentation approaches: A comprehensive survey and future directions (arXiv:2301.02830). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.02830</u>

[32] Hao, X., Liu, L., Yang, R., Yin, L., Zhang, L., & Li, X. (2023). A review of data augmentation methods of remote sensing image target recognition. *Remote Sensing*, 15(3), 827. <u>https://doi.org/10.3390/rs15030827</u> [33] The Batch. (2023, czerwiec). Beyond Test Sets. How prompting is changing machine learning development

https://www.deeplearning.ai/the-batch/how-prompting-is-changing-machine-learningdevelopment/? hsmi=259713498& hsenc=p2ANqtz-

<u>8Hy4uEeHLHrctHBOf8vhVI9VMqIrjzJ_DFTKPXiurfc8y9n8HjXPPs2y0Bh8vmlrnorQykBl</u> <u>HtauHhOobyq1SA9TbXma5Lj9cEdK7mh6alJ49mBRw</u>

[34] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2023). Attention is all you need (arXiv:1706.03762). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762

[35] Cordonnier, J.-B., Loukas, A., & Jaggi, M. (2020). On the relationship between selfattention and convolutional layers (arXiv:1911.03584). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.03584</u>

[36] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale (arXiv:2010.11929). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929</u>

[37] Picsellia. (2023, czerwiec). *Are Transformers replacing CNNs in Object Detection?* https://www.picsellia.com/post/are-transformers-replacing-cnns-in-object-detection

 [38] Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., & Zagoruyko, S. (2020).
 End-to-end object detection with transformers (arXiv:2005.12872). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.12872

[39] Liu, Z., Lin, Y., Cao, Y., Hu, H., Wei, Y., Zhang, Z., Lin, S., & Guo, B. (2021). Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows (arXiv:2103.14030). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.14030</u>

[40] Lex Clips. (2022, 1 listopada). Transformers: The best idea in AI | Andrej Karpathy and Lex Fridman [Wideo]. YouTube.

https://www.youtube.com/watch?v=9uw3F6rndnA&ab_channel=LexClips

[41] Finegan, B. (1984). Forest succession. *Nature*, 312(5990), 109–114. https://doi.org/10.1038/312109a0 [42] Krawczyk, R., Kowalczuk, S., Ksepko, M., & Sierota, Z. (2021). Las na gruncie porolnym
 – oczekiwania i rzeczywistość. <u>https://doi.org/10.48538/lpb-2021-0009</u>

[43] Falinski, J. B. (1986). Sukcesja roślinności na nieużytkach porolnych jako przejaw dynamiki ekosystemu wyzwolonego spod długotrwałej presji antropogenicznej. Część I. *Wiadomości Botaniczne*, 1(30). <u>https://www.infona.pl//resource/bwmeta1.element.agro-a567671b-eef7-4700-bb0c-6a11541a4ee9</u>

[44] Clements, F. E. (Frederic E. (1916). Plant succession; an analysis of the development of vegetation. Washington, *Carnegie Institution of Washington*. http://archive.org/details/cu31924000531818

[45] Szwagrzyk, J. (2004). Sukcesja lesna na gruntach porolnych; stan obecny, prognozy i watpliwosci. Sylwan, 148(04), 53–59.
<u>http://agro.icm.edu.pl/agro/element/bwmeta1.element.agro-article-bd4e72d3-7c17-4188-9c4a-9a0804d7992f</u>

[46] Peterken, G. F. (1977). Habitat conservation priorities in British and European woodlands.*Biological Conservation*, 11(3), 223–236. <u>https://doi.org/10.1016/0006-3207(77)90006-4</u>

[47] Rackham, O. (1980). Ancient woodland: Its history, vegetation and uses in England.London: Edward Arnold. <u>http://archive.org/details/ancientwoodlandi0000rack</u>

[48] Kolecka, N. (2021). Greening trends and their relationship with agricultural land abandonment across Poland. *Remote Sensing of Environment*, 257, 112340. https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112340

[49] Główny Urząd Statystyczny. (2022). Rocznik Statystyczny Leśnictwa 2022 https://stat.gov.pl/obszary-tematyczne/roczniki-statystyczne/roczniki-statystyczne/roczniki-statystyczne/roczniki-statystyczny-lesnictwa-2022,13,5.html

[50] Bank Danych o Lasach. (2022). Wielkoobszarowa Inwentaryzacja Stanu Lasów. Wyniki za okres 2018-2022.

https://www.bdl.lasy.gov.pl/portal/wisl

[51] Jablonski, M. (2015). Definicja lasu w ujęciu krajowym i międzynarodowym oraz jej znaczenie dla wielkości i zmian powierzchni lasów w Polsce. *Sylwan*, 159(06). <u>http://agro.icm.edu.pl/agro/element/bwmeta1.element.agro-80f34f1d-5f0e-4b60-b89c-</u> ce38141944e6 [52] Navarro, L. M., & Pereira, H. M. (2015). Rewilding abandoned landscapes in Europe. W
H. M. Pereira & L. M. Navarro (Red.), Rewilding European Landscapes (s. 3–23). Springer International Publishing. <u>https://doi.org/10.1007/978-3-319-12039-3_1</u>

[53] Fayet, C. M. J., Reilly, K. H., Van Ham, C., & Verburg, P. H. (2022). What is the future of abandoned agricultural lands? A systematic review of alternative trajectories in Europe. *Land Use Policy*, 112, 105833. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105833

[54] Dyrektywa Rady 92/43/EWG z dnia 21 maja 1992 r. w sprawie ochrony siedliskprzyrodniczychorazdzikiejfaunyifloryhttps://natura2000.gdos.gov.pl/files/artykuly/42646/Dyrektywa Siedliskowa.pdf

[55] Ustawa z dnia 16 kwietnia 2004 r. o ochronie przyrody Dz.U. 2004 nr 92 poz. 880 (Polska). https://isap.sejm.gov.pl/isap.nsf/download.xsp/WDU20040920880/U/D20040880Lj.pdf

[56] Inspekcja Ochrony Środowiska. (2012). Przewodnik metodyczny Inspekcji Ochrony Środowiska "Monitoring siedlisk przyrodniczych, część trzecia"

https://siedliska.gios.gov.pl/images/pliki_pdf/publikacje/Monitoring-siedliskprzyrodniczych.-Przewodnik-metodyczny.-Cz-III.pdf

[57] Rozporządzenie Ministra Środowiska z dnia 17 lutego 2010 r. w sprawie sporządzania projektu planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000 Dz.U. 2010 nr 34 poz. 186 (Polska). https://isap.sejm.gov.pl/isap.nsf/download.xsp/WDU20100340186/O/D20100186.pdf

[58] Inspekcja Ochrony Środowiska. (2012). Przewodnik metodyczny Inspekcji Ochrony Środowiska "Monitoring siedlisk przyrodniczych, część druga"

https://siedliska.gios.gov.pl/images/pliki_pdf/publikacje/Monitoring-siedliskprzyrodniczych.-Przewodnik-metodyczny.-Cz-II.pdf

[59] Generalna Dyrekcja Ochrony Środowiska. (2012). Wytyczne GDOŚ do opracowania planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000

https://natura2000.gdos.gov.pl/files/artykuly/42676/Wytyczne_GDOS_do_opracowania_plan u zadan ochronnych dla obszaru Natura 2000.pdf

[60] Kurczyński, Z. (2015). Fotogrametria. *Wydawnictwo Naukowe PWN*. https://ksiegarnia.pwn.pl/Fotogrametria,68444804,p.html, s. 80-86, s. 99-100, s. 656-674

[61] International Society for Photogrammetry and Remote Sensing. (2023, wrzesień). *Statutes* <u>https://www.isprs.org/documents/statutes.aspx</u>

[62] Google Scholar. (2023, sierpień) https://scholar.google.com/

[63] Zhao, Y., Liu, X., Wang, Y., Zheng, Z., Zheng, S., Zhao, D., & Bai, Y. (2021). UAV-based individual shrub aboveground biomass estimation calibrated against terrestrial LiDAR in a shrub-encroached grassland. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 101, 102358. https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102358

[64] Laliberte, A. S., Rango, A., Havstad, K. M., Paris, J. F., Beck, R. F., McNeely, R., & Gonzalez, A. L. (2004). Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote Sensing of Environment*, 93(1), 198–210. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.07.011

[65] McGlynn, I. O., & Okin, G. S. (2006). Characterization of shrub distribution using high spatial resolution remote sensing: Ecosystem implications for a former Chihuahuan Desert grassland. *Remote Sensing of Environment*, 101(4), 554–566. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.016

[66] Cao, X., Liu, Y., Liu, Q., Cui, X., Chen, X., & Chen, J. (2018). Estimating the age and population structure of encroaching shrubs in arid/semiarid grasslands using high spatial resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 216, 572–585. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.07.025

[67] Dong, Y., Yan, H., Wang, N., Huang, M., & Hu, Y. (2019). Automatic identification of shrub-encroached grassland in the Mongolian Plateau based on UAS remote sensing. *Remote Sensing*, 11(13), 1623. <u>https://doi.org/10.3390/rs11131623</u>

[68] Strnad, D., Horvat, Š., Mongus, D., Ivajnšič, D., & Kohek, Š. (2023). Detection and monitoring of woody vegetation landscape features using periodic aerial photography. *Remote Sensing*, 15(11), 2766. <u>https://doi.org/10.3390/rs15112766</u>

[69] Gelabert, P. J., Rodrigues, M., de la Riva, J., Ameztegui, A., Sebastià, M. T., & Vega-Garcia, C. (2021). LandTrendr smoothed spectral profiles enhance woody encroachment monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 262, 112521. https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112521

[70] Xu, S., Xiao, W., Yu, C., Chen, H., & Tan, Y. (2023). Mapping cropland abandonment in mountainous areas in China using the Google Earth Engine platform. *Remote Sensing*, 15(4), 1145. https://doi.org/10.3390/rs15041145

[71] Khazieva, E., Verburg, P. H., & Pazúr, R. (2022). Grassland degradation by shrub encroachment: Mapping patterns and drivers of encroachment in Kyrgyzstan. *Journal of Arid Environments*, 207, 104849. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2022.104849

[72] Sankey, T. T., & Germino, M. J. (2008). Assessment of juniper encroachment with the use of satellite imagery and geospatial data. *Rangeland Ecology & Management*, 61(4), 412–418. https://doi.org/10.2111/07-141.1

[73] Ludwig, A., Meyer, H., & Nauss, T. (2016). Automatic classification of Google Earth images for a larger scale monitoring of bush encroachment in South Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 50, 89–94. https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.03.003

[74] Hutsler, T., Pricope, N. G., Gao, P., & Rother, M. T. (2023). Detecting woody plants in southern Arizona using data from the national Ecological Observatory Network (Neon). *Remote Sensing*, 15(1), 98. <u>https://doi.org/10.3390/rs15010098</u>

[75] Waser, L. T., Baltsavias, E., Ecker, K., Eisenbeiss, H., Feldmeyer-Christe, E., Ginzler, C., Küchler, M., & Zhang, L. (2008). Assessing changes of forest area and shrub encroachment in a mire ecosystem using digital surface models and CIR aerial images. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 1956–1968. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.015</u>

[76] Suess, S., van der Linden, S., Okujeni, A., Griffiths, P., Leitão, P. J., Schwieder, M., & Hostert, P. (2018). Characterizing 32 years of shrub cover dynamics in southern Portugal using annual Landsat composites and machine learning regression modeling. *Remote Sensing of Environment*, 219, 353–364. <u>https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.10.004</u>

[77] Liu, X., Feng, S., Liu, H., & Ji, J. (2021). Patterns and determinants of woody encroachment in the eastern Eurasian steppe. *Land Degradation & Development*, 32(13), 3536–3549. https://doi.org/10.1002/ldr.3938

[78] Schwieder, M., Leitão, P. J., Suess, S., Senf, C., & Hostert, P. (2014). Estimating fractional shrub cover using simulated EnMap data: A comparison of three machine learning regression techniques. *Remote Sensing*, 6(4), 3427–3445. <u>https://doi.org/10.3390/rs6043427</u>

[79] Suess, S., Van der Linden, S., Okujeni, A., Leitão, P. J., Schwieder, M., & Hostert, P. (2015). Using class probabilities to map gradual transitions in shrub vegetation from simulated EnMap data. *Remote Sensing*, 7(8), 10668–10688. <u>https://doi.org/10.3390/rs70810668</u>

[80] Gan, L., Cao, X., Chen, X., He, Q., Cui, X., & Zhao, C. (2022). Mapping shrub coverage in Xilin Gol grassland with multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 14(14), 3266. <u>https://doi.org/10.3390/rs14143266</u>

[81] Hudak, A. T., & Wessman, C. A. (2001). Textural analysis of high resolution imagery to quantify bush encroachment in Madikwe Game Reserve, South Africa, 1955-1996. *International Journal of Remote Sensing*. 22(14): 2731-2740., 2731–2740. https://www.fs.usda.gov/research/treesearch/28527

[82] Ludwig, M., Morgenthal, T., Detsch, F., Higginbottom, T. P., Lezama Valdes, M., Nauß, T., & Meyer, H. (2019). Machine learning and multi-sensor based modelling of woody vegetation in the Molopo Area, South Africa. *Remote Sensing of Environment*, 222, 195–203. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.019

[83] Wessels, K., Mathieu, R., Knox, N., Main, R., Naidoo, L., & Steenkamp, K. (2019). Mapping and monitoring fractional woody vegetation cover in the arid savannas of Namibia using LiDAR training data, machine learning, and ALOS PALSAR data. *Remote Sensing*, 11(22), 2633. <u>https://doi.org/10.3390/rs11222633</u>

[84] Symeonakis, E., Korkofigkas, A., Vamvoukakis, G., Stamou, G., & Arnau-Rosalén, E. (2020). Deep learning monitoring of woody vegetation density in a south african savannah region. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B3-2020, 1645–1649. <u>https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-1645-2020</u>

[85] Carreiras, J. M. B., Pereira, J. M. C., Campagnolo, M. L., & Shimabukuro, Y. E. (2006).
Assessing the extent of agriculture/pasture and secondary succession forest in the Brazilian
Legal Amazon using SPOT VEGETATION data. *Remote Sensing of Environment*, 101(3), 283–298. https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.12.017

[86] Da Silva, R. D., Galvão, L. S., Dos Santos, J. R., De J. Silva, C. V., & De Moura, Y. M. (2014). Spectral/textural attributes from ALI/EO-1 for mapping primary and secondary tropical forests and studying the relationships with biophysical parameters. *GIScience & Remote Sensing*, 51(6), 677–694. <u>https://doi.org/10.1080/15481603.2014.972866</u>

[87] Symeonakis, E., & Higginbottom, T. (2014). Bush encroachment monitoring using multitemporal Landsat data and random forests. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL–2, 29–35. https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-2-29-2014

[88] Hellesen, T., & Matikainen, L. (2013). An object-based approach for mapping shrub and tree cover on grassland habitats by use of LiDAR and CIR orthoimages. *Remote Sensing*, 5(2), 558–583. <u>https://doi.org/10.3390/rs5020558</u>

[89] Marston, C. G., Aplin, P., Wilkinson, D. M., Field, R., & O'Regan, H. J. (2017). Scrubbing up: Multi-scale investigation of woody encroachment in a southern African savannah. *Remote Sensing*, 9(5), 419. <u>https://doi.org/10.3390/rs9050419</u>

[90] Ayhan, B., & Kwan, C. (2020). Tree, shrub, and grass classification using only RGB images. *Remote Sensing*, 12(8), 1333. <u>https://doi.org/10.3390/rs12081333</u>

[91] Trenčanová, B., Proença, V., & Bernardino, A. (2022). Development of semantic maps of vegetation cover from UAV images to support planning and management in fine-grained fire-prone landscapes. *Remote Sensing*, 14(5), 1262. <u>https://doi.org/10.3390/rs14051262</u>

[92] Bergen, K. M., & Dronova, I. (2007). Observing succession on aspen-dominated landscapes using a remote sensing-ecosystem approach. *Landscape Ecology*, 22(9), 1395–1410. https://doi.org/10.1007/s10980-007-9119-1

[93] Batistella, M., & Lu, D. (2002). Integrating field data and remote sensing to identify secondary succession stages in the Amazon. *INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT*, 29., 2002, Buenos Aires-Argentina. Anais... Buenos Aires: ISPRS, 2002. 4p. http://www.alice.cnptia.embrapa.br/handle/doc/16844

[94] Arroyo-Mora, P., Sanchez-Azofeifa, A., Rivard, B. & Calvo-Alvarado J.C. (2003). Integrating Very High And High Resolution Imagery For Detecting Secondary Growth in a Neotropical Dry Forest Ecosystem: A Vegetation Indices Approach <u>https://www.researchgate.net/publication/2907438_Anais_XI_SBSR_Belo_Horizonte_Brasil_05_-10_abril_2003_INPE_p_2655_-2662</u>

[95] Li, W., Cao, S., Campos-Vargas, C., & Sanchez-Azofeifa, A. (2017). Identifying tropical dry forests extent and succession via the use of machine learning techniques. *International*

Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 63, 196–205. https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.08.003

[96] Mao, P., Qin, L., Hao, M., Zhao, W., Luo, J., Qiu, X., Xu, L., Xiong, Y., Ran, Y., Yan, C., & Qiu, G. Y. (2021). An improved approach to estimate above-ground volume and biomass of desert shrub communities based on UAV RGB images. *Ecological Indicators*, 125, 107494. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107494

[97] Santos, J. R., Silva, C. V. D. J., Galvão, L. S., Treuhaft, R., Mura, J. C., Madsen, S., Gonçalves, F. G., & Keller, M. M. (2014). Determining aboveground biomass of the forest successional chronosequence in a test-site of Brazilian Amazon through X- and L-band data analysis *SPIE Preceedings*. <u>https://doi.org/10.1117/12.2066031</u>

[98] Santos, J. R., Freitas, C. C., Araujo, L. S., Dutra, L. V., Mura, J. C., Gama, F. F., Soler, L. S., & Sant'Anna, S. J. S. (2003). Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in the Brazilian tropical rainforest. *Remote Sensing of Environment*, 87(4), 482–493. https://doi.org/10.1016/j.rse.2002.12.001

[99] Psomas, A., Kneubühler, M., Huber, S., Itten, K., & Zimmermann, N. E. (2011). Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats. *International Journal of Remote Sensing*, 32(24), 9007– 9031. https://doi.org/10.1080/01431161.2010.532172

[100] Hantson, W., Kooistra, L., & Slim, P. A. (2012). Mapping invasive woody species in coastal dunes in the N etherlands: A remote sensing approach using LIDAR and high-resolution aerial photographs. *Applied Vegetation Science*, 15(4), 536–547. https://doi.org/10.1111/j.1654-109X.2012.01194.x

[101] Oddi, L., Cremonese, E., Ascari, L., Filippa, G., Galvagno, M., Serafino, D., & Cella, U.
M. di. (2021). Using UAV imagery to detect and map woody species encroachment in a subalpine grassland: Advantages and limits. *Remote Sensing*, 13(7), 1239. <u>https://doi.org/10.3390/rs13071239</u>

[102] Olariu, H. G., Malambo, L., Popescu, S. C., Virgil, C., & Wilcox, B. P. (2022). Woody plant encroachment: Evaluating methodologies for semiarid woody species classification from drone images. *Remote Sensing*, 14(7), 1665. <u>https://doi.org/10.3390/rs14071665</u>

[103] Costa, L. S., Sano, E. E., Ferreira, M. E., Munhoz, C. B. R., Costa, J. V. S., Rufino Alves Júnior, L., de Mello, T. R. B., & da Cunha Bustamante, M. M. (2023). Woody plant encroachment in a seasonal tropical savanna: Lessons about classifiers and accuracy from UAV images. *Remote Sensing*, 15(9), 2342. https://doi.org/10.3390/rs15092342

[104] Williams, J., Jackson, T. D., Schönlieb, C.-B., Swinfield, T., Irawan, B., Achmad, E., Zudhi, M., Habibi, H., Gemita, E., & Coomes, D. A. (2022). Monitoring early-successional trees for tropical forest restoration using low-cost UAV-based species classification. *Frontiers in Forests and Global Change*, 5. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/ffgc.2022.876448

[105] Li, Z., Ding, J., Zhang, H., & Feng, Y. (2021). Classifying individual shrub species in UAV images—A case study of the gobi region of northwest China. *Remote Sensing*, 13(24), 4995. <u>https://doi.org/10.3390/rs13244995</u>

[106] Wang, L., Zhou, Y., Hu, Q., Tang, Z., Ge, Y., Smith, A., Awada, T., & Shi, Y. (2021). Early detection of encroaching woody Juniperus virginiana and its classification in multi-species forest using UAS imagery and semantic segmentation algorithms. *Remote Sensing*, 13(10), 1975. <u>https://doi.org/10.3390/rs13101975</u>

[107] Madsen, B., Treier, U. A., Zlinszky, A., Lucieer, A., & Normand, S. (2020). Detecting shrub encroachment in seminatural grasslands using UAS LiDAR. *Ecology and Evolution*, 10(11), 4876–4902. <u>https://doi.org/10.1002/ece3.6240</u>

[108] Braunisch, V., Patthey, P., & Arlettaz, R. (2016). Where to combat shrub encroachment in alpine timberline ecosystems: Combining remotely-sensed vegetation information with species habitat modelling. *PLOS ONE*, 11(10), e0164318. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0164318

[109] Naidoo, L., Cho, M. A., Mathieu, R., & Asner, G. (2012). Classification of savanna tree species, in the Greater Kruger National Park region, by integrating hyperspectral and LiDAR data in a Random Forest data mining environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 167–179. <u>https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.03.005</u>

[110] Detka, J., Coyle, H., Gomez, M., & Gilbert, G. S. (2023). A drone-powered deep learning methodology for high precision remote sensing in California's coastal shrubs. *Drones*, 7(7), 421. <u>https://doi.org/10.3390/drones7070421</u>

[111] Pi, W., Du, J., Bi, Y., Gao, X., & Zhu, X. (2021). 3D-CNN based UAV hyperspectral imagery for grassland degradation indicator ground object classification research. *Ecological Informatics*, 62, 101278. <u>https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101278</u>

[112] Adagbasa, E. G., & Mukwada, G. (2022). Mapping vegetation species succession in a mountainous grassland ecosystem using Landsat, ASTER MI, and Sentinel-2 data. *PLOS ONE*, 17(1), e0256672. <u>https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256672</u>

[113] Ainiwaer, M., Ding, J., & Kasim, N. (2020). Deep learning-based rapid recognition of oasis-desert ecotone plant communities using UAV low-altitude remote-sensing data. *Environmental Earth Sciences*, 79(10), 216. <u>https://doi.org/10.1007/s12665-020-08965-w</u>

[114] Xie, L., Meng, X., Zhao, X., Fu, L., Sharma, R. P., & Sun, H. (2022). Estimating fractional vegetation cover changes in desert regions using RGB data. *Remote Sensing*, 14(15), 3833. <u>https://doi.org/10.3390/rs14153833</u>

[115] Oldeland, J., Dorigo, W., Wesuls, D., & Jürgens, N. (2010). Mapping bush encroaching species by seasonal differences in hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 2(6), 1416–1438. https://doi.org/10.3390/rs2061416

[116] García Millán, V. E., Sanchez-Azofeifa, G. A., & Malvárez, G. C. (2015). Mapping tropical dry forest succession with CHRIS/PROBA hyperspectral images using nonparametric decision trees. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(6), 3081–3094. <u>https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2365180</u>

[117] Guirado, E., Tabik, S., Alcaraz-Segura, D., Cabello, J., & Herrera, F. (2017). Deeplearning versus OBIA for scattered shrub detection with Google Earth imagery: Ziziphus lotus as case study. *Remote Sensing*, 9(12), 1220. <u>https://doi.org/10.3390/rs9121220</u>

[118] Kolecka, N., Kozak, J., Kaim, D., Dobosz, M., Ostafin, K., Ostapowicz, K., Wężyk, P.,
& Price, B. (2017). Understanding farmland abandonment in the Polish Carpathians. *Applied Geography*, 88, 62–72. <u>https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.09.002</u>

[119] Kolecka, N., Kozak, J., Kaim, D., Dobosz, M., Ginzler, C., & Psomas, A. (2015).
Mapping secondary forest succession on abandoned agricultural land with LiDAR point clouds and terrestrial photography. *Remote Sensing*, 7(7), 8300–8322.
https://doi.org/10.3390/rs70708300

[120] Kolecka, N. (2018). Height of successional vegetation indicates moment of agricultural land abandonment. *Remote Sensing*, 10(10), 1568. <u>https://doi.org/10.3390/rs10101568</u>

[121] Kolecka, N., & Kozak, J. (2019). Wall-to-wall parcel-level mapping of agricultural land abandonment in the polish Carpathians. *Land*, 8(9), 129. <u>https://doi.org/10.3390/land8090129</u>

[122] Szostak, M., & Bochenek, J. (2018). Using Airborne Laser Scanning data for automation land cover mapping in the aspect of monitoring forest succession areas. *Forest Economics* <u>https://www.ejournals.eu/GP/2018/Vol-17/art/13145/</u>

[123] Szostak, M. (2022). Forest succession mapping for post-agricultural areas using Sentinel2, PlanetScope imageries and LiDAR data. *Advances in Geodesy and Geoinformation*; 2022;
vol. 71; No 2; e30. <u>https://journals.pan.pl/dlibra/publication/141917/edition/124845</u>

[124] Szostak, M. (2020). Automated land cover change detection and forest succession monitoring using LiDAR point clouds and GIS analyses. *Geosciences*, 10(8), 321. https://doi.org/10.3390/geosciences10080321

[125] Szostak, M., Wezyk, P., & Tompalski, P. (2014). Aerial orthophoto and Airborne Laser Scanning as monitoring tools for land cover dynamics: A case study from the Milicz forest district (Poland). *Pure and Applied Geophysics*, 171(6), 857–866. https://doi.org/10.1007/s00024-013-0668-8

[126] Szostak, M. (2022). Usage PlanetScope images and LiDAR point clouds for characterizing the forest succession process in post-agricultural areas. *Sustainability*, 14(21), 14110. <u>https://doi.org/10.3390/su142114110</u>

[127] Szostak, M., Hawryło, P., & Piela, D. (2018). Using of Sentinel-2 images for automation of the forest succession detection. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 142–149. https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1412272

[128] Hycza, T., Lisiewicz, M., Waraksa, P., & Stereńczak, K. (2022). Klasyfikacja gruntów "potencjalnie" leśnych na podstawie danych teledetekcyjnych. *Sylwan*, 166(3), 194–210. <u>https://sylwan-</u>

journal.pl/apex/f?p=sylwan:10:::NO::P10_NAZWA_PLIKU,P10_ARTYKUL,P10_ZESZYT NEW:4448628490153400/2022_03_194au.pdf,2022011,2022_3

[129] Radecka, A., Michalska-Hejduk, D., Osinska-Skotak, K., Kania, A., Górski, K., & Ostrowski, W. (2019). Mapping secondary succession species in agricultural landscape with
the use of hyperspectral and Airborne Laser Scanning data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(3), 034502. <u>https://doi.org/10.1117/1.JRS.13.034502</u>

[130] Kopeć, D., & Sławik, Ł. (2020). How to effectively use long-term remotely sensed data to analyze the process of tree and shrub encroachment into open protected wetlands. *Applied Geography*, 125, 102345. <u>https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2020.102345</u>

[131] Hościło, A. (2004). Sukcesja roślinności zaroślowej na obszarze basenu środkowego Biebrzańskiego Parku Narodowego. *Biblioteka Instytutu Geodezji i Kartografii w Warszawie*. http://bc.igik.edu.pl/dlibra/doccontent?id=120

[132] Osińska-Skotak, K., Radecka, A., Piórkowski, H., Michalska-Hejduk, D., Kopeć, D., Tokarska-Guzik, B., Ostrowski, W., Kania, A., & Niedzielko, J. (2019). Mapping succession in non-forest habitats by means of remote sensing: Is the data acquisition time critical for species discrimination? *Remote Sensing*, 11(22), 2629. <u>https://doi.org/10.3390/rs11222629</u>

[133] Szostak, M., Wężyk, P., Hawryło, P., & Puchała, M. (2016). Monitoring the secondary forest succession and land cover/use changes of the Błędów desert (Poland) using geospatial analyses. *Quaestiones Geographicae*, 35(3), 1–13. <u>https://doi.org/10.1515/quageo-2016-0022</u>

[134] Szostak, M., & Pająk, M. (2022). Lidar point clouds usage for mapping the vegetation cover of the "Fryderyk" mine repository. *Remote Sensing*, 15(1), 201. <u>https://doi.org/10.3390/rs15010201</u>

[135] 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. <u>https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010</u>

[136] Barrett, D. G. T., Hill, F., Santoro, A., Morcos, A. S., & Lillicrap, T. (2018). Measuring abstract reasoning in neural networks (arXiv:1807.04225). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.04225

[137] Blazek, P. J., & Lin, M. M. (2021). Explainable neural networks that simulate reasoning. *Nature Computational Science*, 1(9), 607–618. <u>https://doi.org/10.1038/s43588-021-00132-w</u>

[138] TensorFlow. (2023, kwiecień). *TensorFlow Hub* https://tfhub.dev/

[139] Geoforum. (2023, kwiecień). Krok bliżej rozstrzygnięcia przetargu ARiMR na ortofotomapę kraju

https://geoforum.pl/news/30986/krok-blizej-rozstrzygniecia-przetargu-arimr-naortofotomape-kraju

[140] Geoforum. (2023, kwiecień). Lasy Państwowe zamawiają teledetekcyjną inwentaryzację przyrodniczą

https://geoforum.pl/news/31334/lasy-panstwowe-zamawiaja-teledetekcyjna-inwentaryzacjeprzyrodnicza

[141] Geoforum. (2023, kwiecień). Spora aktualizacja ortofotomapy miast w Geoportalu https://geoforum.pl/news/31306/spora-aktualizacja-ortofotomapy-miast-w-geoportalu

[142] Wielkoobszarowa Inwentaryzacja Stanu Lasów. (2023, maj). *CO WIEMY O POLSKICH LASACH? JAKĄ POWIERZCHNIĘ ZAJMUJĄ? JAK SZYBKO ROSNĄ?* <u>https://wisl.pl/</u>

[143] Bank Danych o Lasach. (2020). Wielkoobszarowa Inwentaryzacja Stanu Lasów. Wyniki za okres 2016-2020.

https://www.bdl.lasy.gov.pl/portal/Media/Default/Publikacje/WISL2016_2020.pdf

[144] Konsultacje z Panem Doktorem Markiem Jabłońskim, pracownikiem Instytutu Badań Leśnictwa, przewodniczącym zespołu opracowującego instrukcję WISL dla pomiarów wykonanych w latach 2016-2020, 7.04.2022 r.

[145] GBIF. (2023, maj). Dataset classes

https://www.gbif.org/dataset-classes

[146] NEON. (2023, maj). *Vegetation structure* https://data.neonscience.org/data-products/DP1.10098.001

[147] NEON. (2023, maj). *High-resolution orthorectified camera imagery* <u>https://data.neonscience.org/data-products/DP1.30010.001</u>

[148] MGGP Aero. (2023, maj). *Badania i rozwój, Innowacje produktowe* <u>https://mggpaero.com/badania-rozwoj.html</u>

[149] Bilyk, Z. I., Shapovalov, Y. B., Shapovalov, V. B., Megalinska, A. P., Andruszkiewicz,
F., & Dołhańczuk-Śródka, A. (2020, listopad 8). Assessment of mobile phone applications feasibility on plant recognition: Comparison with Google Lens AR-app. *CEUR Workshop Proceedings* <u>https://doi.org/10.31812/123456789/4403</u>

[150] Hart, A. G., Bosley, H., Hooper, C., Perry, J., Sellors-Moore, J., Moore, O., & Goodenough, A. E. (2023). Assessing the accuracy of free automated plant identification applications. *People and Nature*, 5(3), 929–937. <u>https://doi.org/10.1002/pan3.10460</u>

[151] Natura 2000 – standardowy formularz danych. (2023, maj). *Obszar PLH140013 Wydmy Lucynowsko-Mostowieckie*

https://n2k-ws.gdos.gov.pl/wyszukiwarkaN2k/webresources/pdf/PLH140013

[152] Generalna Dyrekcja Ochrony Środowiska. (2012). Instrukcja wypełniania Standardowego Formularza Danych obszaru Natura 2000

[153] Copernicus. (2023, maj). *Copernicus Corine Land Cover* https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover

[154] Copernicus. (2023, maj). Copernicus Natura 2000 (N2K) https://land.copernicus.eu/local/natura

[155] Regionalna Dyrekcja Ochrony Środowiska w Kielcach. (2023, maj). Projekt Zarządzenia Regionalnego Dyrektora Ochrony Środowiska w Kielcach zmieniające zarządzenie w sprawie ustanowienia planu zadań ochronnych dla obszaru Natura 2000 Dolina Krasnej PLH260001 http://kielce.rdos.gov.pl/files/artykuly/14188/Projekt_Zarzadzenia_RDOS_Kielce_zm_Zarza dzenie_RDOS_Kielce_w_spr_ustanowienia_pzo_dlaobszaru_Natura_2000_Dolina_Krasnej icon_1.pdf

[156] Natura 2000 – standardowy formularz danych. (2023, maj). *Obszar PLH260001 Dolina Krasnej*

https://n2k-ws.gdos.gov.pl/wyszukiwarkaN2k/webresources/pdf/PLH260001

[157] Natura 2000 – standardowy formularz danych. (2023, maj). Obszar PLH260012 Uroczysko Pięty

https://n2k-ws.gdos.gov.pl/wyszukiwarkaN2k/webresources/pdf/PLH260012

[158] Natura 2000 – standardowy formularz danych. (2023, maj). *Obszar PLH260010 Lasy Suchedniowskie*

https://n2k-ws.gdos.gov.pl/wyszukiwarkaN2k/webresources/pdf/PLH260010

[159] Natura 2000 – standardowy formularz danych. (2023, maj). Obszar PLH260003 Ostoja Nidziańska

https://n2k-ws.gdos.gov.pl/wyszukiwarkaN2k/webresources/pdf/PLH260003

[160] Wigierski Park Narodowy. (2023, maj). Siedliska NATURA 2000 w Wigierskim Parku Narodowym Murawy, łąki, ziołorośla, wrzosowiska, zarośla https://www.wigry.org.pl/siedliska/6210.htm

[161] IMGW. (2023, maj). Mapy klimatu Polski

https://klimat.imgw.pl/pl/climate-maps/

[162] DeepForest. (2023, czerwiec). Documentation

https://deepforest.readthedocs.io/en/latest/index.html

[163] Detectree2. (2023, czerwiec). Documentation

https://patball1.github.io/detectree2/index.html

[164] ImageNet. (2023, czerwiec)

https://www.image-net.org/

[165] Common Objects in Context. (2023, czerwiec)

https://cocodataset.org/#home

[166] Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2022). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors (arXiv:2207.02696). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.02696

[167] The environmental AI book. (2023, czerwiec). DeepForest https://acocac.github.io/environmental-ai-book/forest/modelling/forest-modellingtreecrown deepforest.html

[168] The environmental AI book. (2023, czerwiec). Detectree

https://acocac.github.io/environmental-ai-book/forest/modelling/forest-modellingtreecrown_detectree.html

[169] Weinstein, B. G., Marconi, S., Bohlman, S. A., Zare, A., & White, E. P. (2020). Crosssite learning in deep learning RGB tree crown detection. *Ecological Informatics*, 56, 101061. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2020.101061

[170] Weinstein, B. G., Marconi, S., Aubry-Kientz, M., Vincent, G., Senyondo, H., & White,
E. P. (2020). DeepForest: A Python package for RGB deep learning tree crown delineation. *Methods in Ecology and Evolution*, 11(12), 1743–1751. <u>https://doi.org/10.1111/2041-210X.13472</u>

[171] Gan, Y., Wang, Q., & Iio, A. (2023). Tree crown detection and delineation in a temperate deciduous forest from UAV RGB imagery using deep learning approaches: Effects of spatial

resolution and species characteristics. *Remote Sensing*, 15(3), 778. https://doi.org/10.3390/rs15030778

[172] GitHub. (2023, czerwiec). *DeepForest* https://github.com/weecology/DeepForest

[173] GitHub. (2023, czerwiec). detectree2

https://github.com/PatBall1/Detectree2

[174] He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. (2018). Mask R-CNN (arXiv:1703.06870). *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.06870

[175] Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2018). Focal loss for dense object detection (arXiv:1708.02002). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.02002</u>

[176] Ball, J. G. C., Hickman, S. H. M., Jackson, T. D., Koay, X. J., Hirst, J., Jay, W., Archer, M., Aubry-Kientz, M., Vincent, G., & Coomes, D. A. (2023). Accurate delineation of individual tree crowns in tropical forests from aerial RGB imagery using Mask R-CNN. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 9(5), 641–655. <u>https://doi.org/10.1002/rse2.332</u>

[177] ArcGIS. (2023, czerwiec). Tree Detection

https://www.arcgis.com/home/item.html?id=4af356858b1044908d9204f8b79ced99

[178] Agisoft. (2023, czerwiec). Automatic detection of objects on orthomosaic

https://agisoft.freshdesk.com/support/solutions/articles/31000162552-automatic-detection-of-objects-on-orthomosaic

[179] PyTorch. (2023, czerwiec). Documentation

https://pytorch.org/docs/stable/index.html

[180] PyTorch. (2023, czerwiec). Torchvision

https://pytorch.org/vision/stable/index.html

[181] Weecology. (2023, czerwiec). *Interdisciplinary Ecology & Environmental Data Science* <u>https://www.weecology.org/</u>

[182] Lin, T.-Y., Dollár, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., & Belongie, S. (2017). Feature Pyramid Networks for object detection (arXiv:1612.03144). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.03144</u>

[183] Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 580–587. <u>https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81</u>
[184] Paperswithcode. (2023, czerwiec). *Object Detection Models*

https://paperswithcode.com/methods/category/object-detection-models

[185] DeepForest documentation. (2023, czerwiec). *Source code for deepforest.model* <u>https://deepforest.readthedocs.io/en/latest/_modules/deepforest/model.html#</u>

[186] Silva, C. A., Hudak, A. T., Vierling, L. A., Loudermilk, E. L., O'Brien, J. J., Hiers, J. K., Jack, S. B., Gonzalez-Benecke, C., Lee, H., Falkowski, M. J., & Khosravipour, A. (2016). Imputation of individual longleaf pine (Pinus palustris Mill.) tree attributes from field and lidar data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42(5), 554–573. https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1196582

[187] Weinstein, B. G., Marconi, S., Bohlman, S. A., Zare, A., Singh, A., Graves, S. J., & White,
E. P. (2021). A remote sensing derived data set of 100 million individual tree crowns for the
National Ecological Observatory Network. *eLife*, 10, e62922.
<u>https://doi.org/10.7554/eLife.62922</u>

[188] GitHub. (2023, czerwiec). *DeepForest Issue #340 Integrate other large datasets* https://github.com/weecology/DeepForest/issues/340

[189] Sivanandam, P., & Lucieer, A. (2022). Tree detection and species classification in a mixed species forest using unoccupied aircraft system (UAS) RGB and multispectral imagery. *Remote Sensing*, 14(19), 4963. <u>https://doi.org/10.3390/rs14194963</u>

[190] QGIS. (2023, czerwiec). Wolny i Otwarty System Informacji Geograficznej http://www.qgis.org

[191] GeoPandas. (2023, czerwiec). *Documentation* <u>https://geopandas.org/en/stable/docs.html</u>

[192] Shapely. (2023, czerwiec). *Documentation* https://shapely.readthedocs.io/en/stable/index.html

[193] Rasterio. (2023, czerwiec). Documentation

https://rasterio.readthedocs.io/en/latest/index.html

[194] The PASCAL Visual Object Classes. (2023, czerwiec). *Homepage* <u>http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/</u>

[195] Pandas. (2023, czerwiec). *Documentation* https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/index.html [196] Marin, I., Gotovac, S., & Papić, V. (2022). Individual olive tree detection in RGB images.
2022 International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), 1–6. <u>https://doi.org/10.23919/SoftCOM55329.2022.9911397</u>

[197] Zhang, Y., Wang, Y., Tang, Z., Zhai, Z., Shang, Y., & Viegut, R. (2022). Deep learning methods for tree detection and classification. 2022 *IEEE 4th International Conference on Cognitive Machine Intelligence (CogMI)*, 148–155. https://doi.org/10.1109/CogMI56440.2022.00030

[198] Wang, Q., Howard, H. R., Mcmillan, J. M., Wang, G., & Xu, X. (2022). A CNN-based rescaling algorithm and performance analysis for spatial resolution enhancement of Landsat images. *International Journal of Remote Sensing*, 43(2), 607–629. https://doi.org/10.1080/01431161.2021.2024911

[199] Yin, S., Li, H., & Teng, L. (2020). Airport detection based on improved faster R-CNN in large scale remote sensing images. *Sensing and Imaging*, 21(1), 49. <u>https://doi.org/10.1007/s11220-020-00314-2</u>

[200] Xie, J., He, N., Fang, L., & Plaza, A. (2019). Scale-free convolutional neural network for remote sensing scene classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9), 6916–6928. <u>https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2909695</u>

[201] Hao, X., Liu, L., Yang, R., Yin, L., Zhang, L., & Li, X. (2023). A review of data augmentation methods of remote sensing image target recognition. *Remote Sensing*, 15(3), 827. <u>https://doi.org/10.3390/rs15030827</u>

[202] Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 60. <u>https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0</u>

[203] Fromm, M., Schubert, M., Castilla, G., Linke, J., & McDermid, G. (2019). Automated detection of conifer seedlings in drone imagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 11(21), 2585. <u>https://doi.org/10.3390/rs11212585</u>

[204] Sun, Y., Huang, J., Ao, Z., Lao, D., & Xin, Q. (2019). Deep learning approaches for the mapping of tree species diversity in a tropical wetland using airborne lidar and high-spatial-resolution remote sensing images. *Forests*, 10(11), 1047. <u>https://doi.org/10.3390/f10111047</u>

[205] Masters, D., & Luschi, C. (2018). Revisiting small batch training for deep neural networks (arXiv:1804.07612). *arXiv*. <u>https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.07612</u>

[206] Stack Overflow. (2023, lipiec). *Confusions regarding RetinaNet* https://stackoverflow.com/questions/53809995/confusions-regarding-retinanet

[207] Deng, Z., Sun, H., Zhou, S., Zhao, J., Lei, L., & Zou, H. (2018). Multi-scale object detection in remote sensing imagery with convolutional neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry* and *Remote* Sensing, 145, 3–22. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.003

[208] PyTorch. (2023, lipiec). *REDUCELRONPLATEAU Documentation* https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau.html

[209] Albumentations. (2023, lipiec). *Bounding boxes augmentation for object detection* <u>https://albumentations.ai/docs/getting_started/bounding_boxes_augmentation/</u>

[210] Rozporządzenie Ministra Rozwoju, Pracy i Technologii z dnia 27 lipca 2021 r. w sprawie bazy danych obiektów topograficznych oraz bazy danych obiektów ogólnogeograficznych, a także standardowych opracowań kartograficznych Dz.U. 2021 poz. 1412 (Polska). https://isap.sejm.gov.pl/isap.nsf/download.xsp/WDU20210001412/O/D20211412.pdf

[211] Padilla, R., Netto, S. L., & da Silva, E. A. B. (2020). A survey on performance metrics for object-detection algorithms. 2020 *International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 237–242. https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130

[212] Wikipedia. (2023, lipiec). *F-score* https://en.wikipedia.org/wiki/F-score

[213] Python. (2023, lipiec). *pickle – Python object serialization* https://docs.python.org/3/library/pickle.html

[214] Santos, A. A. D., Marcato Junior, J., Araújo, M. S., Di Martini, D. R., Tetila, E. C., Siqueira, H. L., Aoki, C., Eltner, A., Matsubara, E. T., Pistori, H., Feitosa, R. Q., Liesenberg, V., & Gonçalves, W. N. (2019). Assessment of cnn-based methods for individual tree detection on images captured by RGB cameras attached to UAVs. *Sensors* (Basel, Switzerland), 19(16), 3595. <u>https://doi.org/10.3390/s19163595</u>

[215] Zhao, H., Morgenroth, J., Pearse, G., & Schindler, J. (2023). A systematic review of individual tree crown detection and delineation with Convolutional Neural Networks (CNN). *Current Forestry Reports*, 9(3), 149–170. <u>https://doi.org/10.1007/s40725-023-00184-3</u>

Spis rysunków

Rys. 1. Proces uczenia maszynowego przedstawiony w poglądowy sposób (źródło: [1])

Rys. 2. Relacja sztucznej inteligencji, uczenia maszynowego i uczenia głębokiego (źródło: [6])

Rys. 3. Podział uczenia maszynowego na subdyscypliny według formy informacji zwrotnej (źródło: opracowanie własne na podstawie [6 za 9, 10], na rysunku dla przejrzystości pominięto ostatnią możliwą grupę – inne)

Rys. 4. Liczba publikacji dotyczących sztucznej inteligencji, opublikowanych na świecie w kolejnych latach od 2010 r. do 2021 r. (źródło: [14])

Rys. 5. Liczba publikacji dotyczących najczęściej badanych subdyscyplin sztucznej inteligencji, opublikowanych na świecie w kolejnych latach od 2010 r. do 2021 r. (źródło: [14])

Rys. 6. Architektura przykładowego perceptronu wielowarstwowego (źródło: [1])

Rys. 7. Schemat działania metody gradientu prostego (źródło: [1])

Rys. 8. Poglądowy przykład cech wyodrębnianych w poszczególnych warstwach DNN (źródło: www.thedatascientist.com/what-deep-learning-is-and-isnt/deep-neural-network-what-is-deep-learning-edureka/)

Rys. 9. Typowa architektura splotowej sieci neuronowej (źródło: [1])

Rys. 10. Idea relacji występujących pomiędzy kolejnymi warstwami, wejściową oraz splotowymi CNN (źródło: [1])

Rys. 11. Idea obliczania wartości mapy cech warstwy splotowej z wykorzystaniem filtra 3×3, kroku równego 2 i uzupełniania zerami (źródło: [1])

Rys. 12. Idea obliczania wartości maksymalizującej warstwy łączącej z wykorzystaniem jądra łączącego o wymiarze 2×2, kroku równego 2 i z pominięciem uzupełniania zerami (źródło: [1])

Rys. 13. Główne typy zadań, które mogą być zrealizowane z wykorzystaniem splotowych sieci neuronowych (źródło: https://ramseyelbasheer.blogspot.com/2021/05/new-deep-learning-model-brings-image.html)

Rys. 14. Poglądowy schemat architektury transformatora wizji (źródło: [36])

Rys. 15. Lokalizacja skupisk opuszczonych gruntów rolnych, które są przewidywane do zalesienia lub sukcesji wtórnej w 2030 r. (źródło: [52])

Rys. 16. Sukcesja wtórna na obszarze Natura 2000 Ostoja Olsztyńsko-Mirowska (po lewej – obraz o rozdzielczości przestrzennej 1 m, po prawej – 10 cm, źródło: opracowanie własne na podstawie danych MGGP Aero)

Rys. 17. Zasięg przestrzenny dostępnej do pobrania (po lewej) oraz pozyskanej/planowanej do pozyskania (po prawej) prawdziwej ortofotomapy dla obszaru Polski (źródło: <u>https://mapy.geoportal.gov.pl</u>)

Rys. 18. Wynik pomiarów przykładowej powierzchni próbnej (źródło: Film na temat WISL dostępny na https://wisl.pl/)

Rys. 19. Lokalizacja obszarów badawczych (czerwone powierzchnie symbolizują obszary Natura 2000 SOOS; źródło: opracowanie własne na podstawie Geoportalu Krajowego https://www.geoportal.gov.pl/)

Rys. 20. Poglądowy krajobraz obszarów Natura 2000 znajdujących się w obrębie analizowanych obszarów badawczych: a. BU4 (źródło: <u>https://kontakt24.tvn24.pl/wydmy-lucynowsko-mostowieckie-to-obszar-natura-2000-najwazniejsza-chroniona-roslina-jest-tu-macznica,3073123,ugc</u>), b. KR1 (źródło: <u>https://archiwum.gdos.gov.pl/plan-zadan-dla-doliny-krasnej</u>), c. NI1 (źródło: <u>http://atrakcje.busko.pl/229-busko-niecka-nidzianska</u>)

Rys. 21. Przykładowe gatunki drzew i krzewów sukcesji: a. kruszyna pospolita, b. sosna zwyczajna, c. dąb szypułkowy, d. jałowiec pospolity, e. wierzba szara, f. brzoza (źródło: dane projektu HabitARS)

Rys. 22. Poglądowa architektura sieci RetinaNet (źródło: [175])

Rys. 23. Udział artykułów naukowych wykorzystujących poszczególne architektury detekcji obiektów w całkowitej liczbie artykułów zawierających kod źródłowy (źródło: https://paperswithcode.com/method/retinanet)

Rys. 24. Schemat tworzenia modelu detekcji pojedynczych drzew w DeepForest (źródło: [170])

Rys. 25. Kwadratowe bufory o trzech długościach promienia, dla dwóch przykładowych, pomierzonych w terenie osobników (źródło: opracowanie własne na podstawie danych z projektu HabitARS)

Rys. 26. Sposób podawania współrzędnych obiektu zgodnie ze stylem Pascal_voc (źródło: https://albumentations.ai/docs/getting_started/bounding_boxes_augmentation/)

Rys. 27. Fragment przykładowego pliku referencyjnego (źródło: opracowanie własne)

Rys. 28. Przykładowe osobniki czterech analizowanych gatunków na fragmentach ortofotomap RGB pozyskanych wiosną, latem oraz jesienią na obszarze badawczym KR1, kolorowymi krzyżykami oznaczono osobniki danego gatunku (źródło: opracowanie własne na podstawie danych MGGP Aero)

Rys. 29. Sposób obliczania indeksu Jaccarda/wskaźnika IoU (źródło: https://datahacker.rs/deep-learning-intersection-over-union/)

Rys. 30. Przykłady predykcji uzyskanych dla czterech drzew/krzewów sukcesji z wykorzystaniem poszczególnych modeli (białą przerywaną linią oznaczono granice wycinków referencyjnych; liczby oznaczają wartość wyniku) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 31. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego KR1 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 32. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego KR1 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 33. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego KR1 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 34. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego BU4 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 35. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego BU4 (biała szrafura to Lasy według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 36. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego NI1 (biała szrafura to Lasy lub Sady według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Rys. 37. Wyniki predykcji modelu FAMGS dla fragmentu obszaru badawczego NI1 (biała szrafura to Lasy lub Sady według BDOT10k; wartości liczbowe wskazują na wynik detekcji) (źródło: opracowanie własne)

Spis tabel

Tab. 1. Terminy pozyskania obrazów lotniczych dla trzech analizowanych obszarów badawczych (skróty nazw obszarów badawczych rozwinięto w dalszej części niniejszego rozdziału)

Tab. 2. Charakterystyka siedlisk Natura 2000 występujących w obrębie obszaru badawczego BU4 (źródło: [151])

Tab. 3. Charakterystyka wybranych siedlisk Natura 2000 występujących w obrębie obszaru badawczego KR1 (źródło: [156, 157, 158])

Tab. 4. Charakterystyka siedliska Natura 2000 Murawy kserotermiczne występującego w obrębie obszaru badawczego NI1 (źródło: [159])

Tab. 5. Zmienne i warianty podlegające eksperymentom w zakresie klasyfikacji gatunków sukcesji (źródło: opracowanie własne)

Tab. 6. Liczba dodatkowych wzorców w poszczególnych podwariantach zmiennej "D" (źródło: opracowanie własne)

Tab. 7. Hiperparametry modelu DeepForest dostępne poprzez plik konfiguracyjny wraz z wartościami podlegającymi eksperymentom w ramach niniejszych badań (źródło: opracowanie własne na podstawie: https://deepforest.readthedocs.io/en/latest/ConfigurationFile.html#)

Tab. 8. Warstwy bazy danych BDOT10k wykorzystane do stworzenia maski sukcesji wtórnej (źródło: https://dziennikustaw.gov.pl/DU/2021/1412)

Tab. 9. Wartości zmiennych cechujące kolejne autorskie modele wykrywania gatunków sukcesji; dla zmiennych niewymienionych w tabeli zastosowano wartości domyślne modelu DeepForest [162] (źródło: opracowanie własne)

Tab. 10. Charakterystyka produktów badań dotyczących wyznaczania zasięgu pojedynczych niewielkich drzew i krzewów z wykorzystaniem danych teledetekcyjnych (OA – dokładność ogólna (ang. overall accuracy), PA – dokładność producenta (ang, producer's accuracy), UA – dokładność użytkownika (ang. user's accuracy), AP – średnia precyzja (ang. average precision)) (źródło: opracowanie własne)

Tab. 11. Charakterystyka produktów badań dotyczących klasyfikowania gatunków pojedynczych niewielkich drzew i krzewów z wykorzystaniem danych teledetekcyjnych (OA – dokładność ogólna (ang. overall accuracy), PA – dokładność producenta (ang, producer's accuracy), UA – dokładność użytkownika (ang. user's accuracy)) (źródło: opracowanie własne)

Spis wykresów

Wyk. 1. Powierzchnia SOOS Natura 2000 w Polsce pokryta ortofotomapą RGB z Państwowego Zasobu Geodezyjnego i Kartograficznego: a) w podziale na lata, b) w podziale na części miesięcy (źródło: opracowanie własne na podstawie skorowidzy ortofotomapy dostępnych poprzez usługę WFS pod adresem <u>https://www.geoportal.gov.pl/uslugi/usluga-pobierania-wfs</u>)

Wyk. 2. Liczba pomiarów terenowych wykonanych dla poszczególnych gatunków na trzech analizowanych obszarach badawczych (czterema kolorowymi ramkami oznaczono grupy gatunków wykrywanych w ramach niniejszych badań) (źródło: opracowanie własne na podstawie danych projektu HabitARS)

Wyk. 3. Charakterystyka czterech wykrywanych grup gatunków sukcesji pomierzonych na trzech analizowanych obszarach badawczych, pod kątem wielkości korony, jej zwartości oraz wysokości osobnika; każdy osobnik jest reprezentowany za pomocą koła o transparentnym wypełnieniu, intensywność koloru jest więc rezultatem liczby osobników o danych wartościach analizowanych zmiennych (źródło: opracowanie własne na podstawie danych projektu HabitARS)

Wyk. 4. Etapy metodyki badań (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 5. Schemat eksperymentów badawczych; linią ciągłą oznaczono pojedyncze modele podsumowujące kolejne etapy rozwoju rozwiązania, linią przerywaną oznaczono natomiast zbiory modeli różniących się od siebie wartością danej analizowanej zmiennej (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 6. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 7. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 8. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 9. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 10. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej A (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 11. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 12. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 13. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej B (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 14. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 15. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 16. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 17. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 18. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej C (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 19. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej C (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 20. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 21. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 22. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej D (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 23. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 24. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 25. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej E (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 26. Wartości wskaźników AP@0,5 i AP@0,4 dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (granice prostokątów wyznaczają wartości minimalne i maksymalne, wartości średnie wskazuje środkowa linia) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 27. Wartości średnie wskaźników F1-score, czułości i precyzji dla kolejnych wariantów wykrywania obiektów sukcesji (ciemne wykresy cechują najlepszy zasięg przestrzenny, a jasne najlepszą klasyfikację gatunków) (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 28. Wartości średnie wskaźników F1-score klasyfikacji gatunków dla kolejnych wariantów zmiennej F (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 29. Wartości średnie wskaźnika F1-score: wykrywania obiektów sukcesji (dla najlepszego zasięgu przestrzennego, po lewej) i klasyfikacji gatunków (po prawej) w poszczególnych konfiguracjach wartości hiperparametrów rozmiaru grupy danych i liczby przebiegów uczących (źródło: opracowanie własne)

Wyk. 30. Wartości dokładności klasyfikacji gatunków osiągnięte w badaniach innych autorów, w zestawieniu z trzema cechami przeprowadzonych eksperymentów – liczbą gatunków, liczbą wzorców referencyjnych oraz rozdzielczością przestrzenną zastosowanych danych (OA – dokładność ogólna (ang. overall accuracy) (źródło: opracowanie własne)

Załączniki

Załącznik 1

Słownik nazw gatunków pomierzonych na obszarach badawczych (KR1, NI1, BU4) (źródło: opracowanie własne)

Za gatunki sukcesji uznano te, które zostały zidentyfikowane jako takie na choć jednym z trzech obszarów badawczych, na drodze obserwacji botanicznych.

Oznaczenie	Nazwa po polsku	Nazwa po łacinie	Skrót nazwy po łacinie
gatunek sukcesji	Brzoza brodawkowata	Betula pendula	Bet_pen
gatunek sukcesji	Dereń świdwa	Cornus sanguinea	Cor_san
gatunek sukcesji	Kruszyna pospolita	Frangula alnus	Fra_aln
gatunek sukcesji	Sosna zwyczajna	Pinus sylvestris	Pin_syl
gatunek sukcesji	Topola osika	Populus tremula	Pop_tre
gatunek sukcesji	Śliwa tarnina	Prunus spinosa	Pru_spi
gatunek sukcesji	Szakłak pospolity	Rhamnus cathartica	Rha_cat
gatunek sukcesji	Robinia akacjowa	Robinia pseudoacacia	Rob_pse
gatunek sukcesji	Dzika róża	Rosa canina	Ros_can
gatunek sukcesji	Wierzba uszata	Salix aurita	Sal_aur
gatunek sukcesji	Wierzba szara	Salix cinerea	Sal_cin
inny gatunek	Klon	Acer sp.	Ace_spp
inny gatunek	Olcha czarna	Alnus glutinosa	Aln_glu
inny gatunek	Brzoza omszona	Betula pubescens	Bet_pub
inny gatunek	Wiśnia ptasia	Cerasus avium	Cer_avi
inny gatunek	Wiśnia karłowata	Cerasus fruticosa	Cer_fru
inny gatunek	Leszczyna pospolita	Corylus avellana	Cor_ave
inny gatunek	Głóg	Crataegus sp.	Cra_spp
inny gatunek	Trzmielina pospolita	Euonymus europaea	Euo_eur
inny gatunek	Trzmielina brodawkowata	Euonymus verrucosa	Euo_ver
inny gatunek	Buk zwyczajny	Fagus sylvatica	Fag_syl
inny gatunek	Jesion	Fraxinus sp.	Fra_spp
inny gatunek	Orzech włoski	Juglans regia	Jug_reg
inny gatunek	Jałowiec pospolity	Juniperus communis	Jun_com
inny gatunek	Modrzew	Larix sp.	Lar_spp
inny gatunek	Ligustr pospolity	Ligustrum vulgare	Lig_vul

inny gatunek	Jabłoń	Malus spp	Mal_spp
inny gatunek	Czeremcha amerykańska	Padus serotina	Pad_ser/Pad_set
inny gatunek	Śliwa wiśniowa	Prunus cerasifera	Pru_cer
inny gatunek	Śliwa domowa	Prunus domestica	Pru_dom
inny gatunek	Śliwa	Prunus spp	Pru_spp
inny gatunek	Grusza pospolita	Pyrus communis	Pyr_com
inny gatunek	Dąb szypułkowy	Quercus robur	Que_rob
inny gatunek	Dąb czerwony	Quercus rubra	Que_rub
inny gatunek	Róża	Rosa sp.	Ros_spp
inny gatunek	Wierzba iwa	Salix caprea	Sal_cap
inny gatunek	Wierzba krucha	Salix fragilis	Sal_fra
inny gatunek	Wierzba pięciopręcikowa	Salix pentandra	Sal_pen
inny gatunek	Wrotycz pospolity	Tanacetum vulgare	Tan_vul
inny gatunek	Wiąz	Ulmus sp.	Ulm_spp
inny gatunek	Kalina koralowa	Viburnum opulus	Vib_opu

Załącznik 2

Mapy charakteryzujące obszary badawcze (źródła: Copernicus Corine Land Cover 2018 https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover, Copernicus Natura 2000 2018 https://land.copernicus.eu/local/natura, Generalna Dyrekcja Ochrony Środowiska (GDOŚ) https://www.gov.pl/web/gdos/dostep-do-danych-geoprzestrzennych, pomiary terenowe oraz ortofotomapy pozyskane w ramach projektu HabitARS)

Kolorystyka zastosowana do wizualizacji baz CLC i N2K jest zgodna z oficjalnie ustaloną dla tych baz. Tłumaczenie nazw klas z j. angielskiego dla bazy CLC pochodzi z <u>https://clc.gios.gov.pl/</u>, a dla bazy N2K jest to tłumaczenie własne.

a. Obszar badawczy BU4



b. Obszar badawczy KR1



c. Obszar badawczy NI1



Załącznik 3

Zestawienia wyników oceny dokładności modeli detekcji wybranych gatunków sukcesji wtórnej (źródło: opracowanie własne)

3.1. Zestawienie dla modelu bazowego DeepForest (MB0)

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najlepszy zasięg pot	tencjalnej sukcesji drzev	w i krzewów (definicja	w podrozdziale 6.5)
AP@0,5	0	0,01	0,01
AP@0,4	0	0,02	0,01
najlepszy F1-score	0,03	0,07	0,05
próg F1-score	0,20	0,45	0,26
czułość	0,03	0,06	0,05
precyzja	0,02	0,21	0,06

3.2. Zestawienie dla modelu bazowego DeepForest (MB1)

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,31	0,40	0,36
AP@0,4	0,42	0,49	0,46
najlepszy F1-score	0,52	0,59	0,56
próg F1-score	0,20	0,25	0,23
czułość	0,47	0,56	0,50
precyzja	0,54	0,67	0,63

3.3. Zestawienie dla autorskiego modelu zasięgu sukcesji (AMZS)

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,68	0,78	0,73
AP@0,4	0,76	0,86	0,80
najlepszy F1-score	0,77	0,86	0,83
próg F1-score	0,40	0,60	0,50
czułość	0,68	0,83	0,77
precyzja	0,83	0,95	0,89

3.4. Zestawienia dla początkowego autorskiego modelu gatunków sukcesji (PAMGS)

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
		maksymaina	
najle	epszy zasięg potencjalne	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,53	0,71	0,64
AP@0,4	0,59	0,73	0,68
najlepszy F1-score	0,68	0,81	0,75
próg F1-score	0,60	0,80	0,67
czułość	0,61	0,77	0,69
precyzja	0,76	0,91	0,81
najwyższa dok	ładność rozróżnienia ga	tunków (definicja w po	drozdziale 6.5)
najlepszy F1-score	0,40	0,77	0,65
próg F1-score	0,60	0,95	0,84
czułość	0,25	0,69	0,53
precyzja	0,78	0,97	0,91

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
El cooro harago	0.14	0.55	0.44
F1-score brzoza	0,14	0,55	0,44
czułość brzoza	0,25	1	0,54
precyzja brzoza	0,10	0,67	0,40
F1-score kruszyna	0	0,50	0,20
czułość kruszyna	0	0,44	0,16
precyzja kruszyna	0	1	0,36
F1-score sosna	0,17	1	0,72
czułość sosna	0,09	1	0,64
precyzja sosna	0,83	1	0,94
F1-score wierzba	0,22	0,83	0,62
czułość wierzba	0,12	0,92	0,65
precyzja wierzba	0,53	1	0,67
F1-score inne	0,43	0,62	0,52
czułość inne	0,30	0,88	0,59
precyzja inne	0,39	0,88	0,57
średnie F1-score	0,43	0,56	0,50

3.5. Zestawienia dla zmiennej "A" i wariantu "w0"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,57	0,73	0,64		
AP@0,4	0,66	0,76	0,69		
najlepszy F1-score	0,72	0,79	0,75		
próg F1-score	0,50	0,80	0,61		
czułość	0,68	0,76	0,71		
precyzja	0,73	0,90	0,80		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,51	0,75	0,67		
próg F1-score	0,60	0,95	0,82		
czułość	0,35	0,65	0,55		
precyzja	0,78	1	0,89		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
	wartose minimama	maksymalna	wartose sreama
F1-score brzoza	0,32	0,75	0,47
czułość brzoza	0,27	1	0,53
precyzja brzoza	0,29	0,78	0,48
F1-score kruszyna	0	0,73	0,30
czułość kruszyna	0	0,67	0,23
precyzja kruszyna	0	1	0,54
F1-score sosna	0,33	1	0,67
czułość sosna	0,20	1	0,59
precyzja sosna	0,67	1	0,87
F1-score wierzba	0,18	0,74	0,51
czułość wierzba	0,10	0,93	0,51
precyzja wierzba	0,48	1	0,65
F1-score inne	0,44	0,73	0,56
czułość inne	0,39	1	0,72
precyzja inne	0,34	0,64	0,49
średnie F1-score	0,43	0,61	0,51

3.6. Zestawienia dla zmiennej "A" i wariantu "w2"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalne	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,58	0,70	0,64
AP@0,4	0,66	0,76	0,69
najlepszy F1-score	0,71	0,80	0,75
próg F1-score	0,60	0,80	0,70
czułość	0,64	0,77	0,69
precyzja	0,77	0,91	0,83
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,53	0,74	0,64
próg F1-score	0,35	0,95	0,82
czułość	0,37	0,74	0,52
precyzja	0,62	1	0,90

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,18	0,77	0,41
czułość brzoza	0,17	1	0,42
precyzja brzoza	0,20	0,75	0,45
F1-score kruszyna	0	1	0,34
czułość kruszyna	0	1	0,31
precyzja kruszyna	0	1	0,47
F1-score sosna	0	0,75	0,44
czułość sosna	0	0,75	0,35
precyzja sosna	0	1	0,64
F1-score wierzba	0,16	0,78	0,59
czułość wierzba	0,12	0,95	0,62
precyzja wierzba	0,25	0,84	0,60
F1-score inne	0	0,67	0,48
czułość inne	0	0,90	0,59
precyzja inne	0	1	0,46
średnie F1-score	0,37	0,53	0,45

3.7. Zestawienia dla zmiennej "A" i wariantu "w3"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalne	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,50	0,71	0,62
AP@0,4	0,57	0,74	0,69
najlepszy F1-score	0,68	0,78	0,74
próg F1-score	0,50	0,70	0,60
czułość	0,60	0,72	0,66
precyzja	0,75	0,89	0,83
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,35	0,71	0,57
próg F1-score	0,05	0,95	0,64
czułość	0,31	0,79	0,54
precyzja	0,22	1	0,78

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
	wartose minimama	maksymalna	wartose sreama
F1-score brzoza	0,20	0,67	0,37
czułość brzoza	0,14	0,83	0,43
precyzja brzoza	0,15	0,56	0,36
F1-score kruszyna	0	0,67	0,28
czułość kruszyna	0	0,50	0,24
precyzja kruszyna	0	1	0,46
F1-score sosna	0	1	0,60
czułość sosna	0	1	0,53
precyzja sosna	0	1	0,77
F1-score wierzba	0,36	0,77	0,56
czułość wierzba	0,30	0,90	0,57
precyzja wierzba	0,32	0,74	0,59
F1-score inne	0,36	0,67	0,49
czułość inne	0,31	0,89	0,58
precyzja inne	0,27	0,83	0,48
średnie F1-score	0,35	0,56	0,46

3.8. Zestawienia dla zmiennej "B" i wariantu "w0"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,57	0,73	0,66		
AP@0,4	0,64	0,78	0,72		
najlepszy F1-score	0,73	0,81	0,78		
próg F1-score	0,15	0,25	0,19		
czułość	0,68	0,77	0,72		
precyzja	0,77	0,91	0,84		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,02	0,54	0,19		
próg F1-score	0,35	0,75	0,54		
czułość	0,01	0,38	0,12		
precyzja	0,94	1	0,99		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
		maksymalna	
F1-score brzoza	0	0,40	0,04
czułość brzoza	0	0,25	0,02
precyzja brzoza	0	1	0,10
F1-score kruszyna	0	0,27	0,03
czułość kruszyna	0	0,75	0,08
precyzja kruszyna	0	0,17	0,02
F1-score sosna	0	0,29	0,03
czułość sosna	0	0,25	0,02
precyzja sosna	0	0,33	0,03
F1-score wierzba	0	1	0,52
czułość wierzba	0	1	0,66
precyzja wierzba	0	1	0,48
F1-score inne	0	1	0,20
czułość inne	0	1	0,30
precyzja inne	0	1	0,16
średnie F1-score	0,1	0,20	0,16

3.9. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w1"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,47	0,75	0,59
AP@0,4	0,61	0,80	0,69
najlepszy F1-score	0,72	0,85	0,77
próg F1-score	0,50	0,75	0,61
czułość	0,66	0,79	0,72
precyzja	0,76	0,94	0,83
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,39	0,75	0,63
próg F1-score	0,05	0,90	0,76
czułość	0,36	0,83	0,55
precyzja	0,25	0,97	0,83

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	0,80	0,48
czułość brzoza	0	0,67	0,46
precyzja brzoza	0	1	0,52
F1-score kruszyna	0,25	0,60	0,42
czułość kruszyna	0,14	0,71	0,38
precyzja kruszyna	0,29	1	0,63
F1-score sosna	0,17	0,63	0,46
czułość sosna	0,11	0,56	0,36
precyzja sosna	0,46	1	0,69
F1-score wierzba	0,56	0,84	0,71
czułość wierzba	0,67	1	0,85
precyzja wierzba	0,43	0,76	0,63
F1-score inne	0,34	0,62	0,48
czułość inne	0,22	0,86	0,51
precyzja inne	0,40	0,83	0,53
średnie F1-score	0,42	0,60	0,51

3.10. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w2"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,46	0,69	0,56		
AP@0,4	0,62	0,77	0,69		
najlepszy F1-score	0,70	0,82	0,77		
próg F1-score	0,55	0,80	0,66		
czułość	0,58	0,78	0,71		
precyzja	0,79	0,90	0,85		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,27	0,75	0,52		
próg F1-score	0,05	0,95	0,82		
czułość	0,24	0,73	0,43		
precyzja	0,16	1	0,87		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	0,42	0,12
czułość brzoza	0	0,44	0,11
precyzja brzoza	0	1	0,20
F1-score kruszyna	0	1	0,35
czułość kruszyna	0	1	0,34
precyzja kruszyna	0	1	0,41
F1-score sosna	0	0,91	0,32
czułość sosna	0	0,83	0,24
precyzja sosna	0	1	0,54
F1-score wierzba	0,12	0,90	0,63
czułość wierzba	0,06	1	0,71
precyzja wierzba	0,42	0,90	0,64
F1-score inne	0,23	0,80	0,48
czułość inne	0,25	0,86	0,6
precyzja inne	0,18	0,75	0,43
średnie F1-score	0,28	0,57	0,38

3.11. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w3"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,57	0,73	0,65		
AP@0,4	0,63	0,78	0,71		
najlepszy F1-score	0,72	0,83	0,78		
próg F1-score	0,70	0,85	0,78		
czułość	0,64	0,80	0,72		
precyzja	0,80	0,94	0,85		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,61	0,81	0,73		
próg F1-score	0,60	0,95	0,84		
czułość	0,46	0,80	0,64		
precyzja	0,77	0,94	0,88		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,30	0,67	0,48
czułość brzoza	0,23	0,80	0,53
precyzja brzoza	0,32	0,75	0,47
F1-score kruszyna	0	0,50	0,32
czułość kruszyna	0	0,50	0,25
precyzja kruszyna	0	1	0,58
F1-score sosna	0,14	0,70	0,51
czułość sosna	0,08	0,57	0,39
precyzja sosna	0,50	1	0,78
F1-score wierzba	0,47	0,83	0,64
czułość wierzba	0,34	0,96	0,68
precyzja wierzba	0,40	0,73	0,64
F1-score inne	0,39	0,63	0,50
czułość inne	0,29	0,94	0,60
precyzja inne	0,28	0,67	0,49
średnie F1-score	0,44	0,54	0,49

3.12. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w4"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,49	0,75	0,62		
AP@0,4	0,63	0,81	0,72		
najlepszy F1-score	0,72	0,87	0,80		
próg F1-score	0,55	0,80	0,70		
czułość	0,67	0,84	0,76		
precyzja	0,77	0,91	0,85		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,53	0,84	0,72		
próg F1-score	0,40	0,95	0,78		
czułość	0,38	0,85	0,65		
precyzja	0,62	0,93	0,85		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
		maksymaina	
F1-score brzoza	0,10	0,67	0,36
czułość brzoza	0,06	0,67	0,31
precyzja brzoza	0,20	1	0,52
F1-score kruszyna	0	0,50	0,32
czułość kruszyna	0	0,50	0,27
precyzja kruszyna	0	1	0,49
F1-score sosna	0,12	0,54	0,35
czułość sosna	0,07	0,64	0,27
precyzja sosna	0,36	1	0,67
F1-score wierzba	0,56	0,82	0,68
czułość wierzba	0,50	0,95	0,79
precyzja wierzba	0,40	0,76	0,63
F1-score inne	0,28	0,61	0,44
czułość inne	0,27	0,83	0,55
precyzja inne	0,27	0,55	0,39
średnie F1-score	0,31	0,53	0,43

3.13. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w5"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia		
najle	najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,54	0,73	0,65		
AP@0,4	0,66	0,78	0,73		
najlepszy F1-score	0,75	0,85	0,80		
próg F1-score	0,70	0,80	0,76		
czułość	0,68	0,82	0,75		
precyzja	0,84	0,88	0,86		
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków			
najlepszy F1-score	0,45	0,80	0,71		
próg F1-score	0,15	0,95	0,76		
czułość	0,47	0,83	0,66		
precyzja	0,31	0,98	0,84		

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,12	0,52	0,31
czułość brzoza	0,10	0,67	0,31
precyzja brzoza	0,17	0,60	0,35
F1-score kruszyna	0	0,57	0,31
czułość kruszyna	0	0,40	0,22
precyzja kruszyna	0	1	0,56
F1-score sosna	0	0,68	0,42
czułość sosna	0	0,59	0,32
precyzja sosna	0	1	0,75
F1-score wierzba	0,35	0,79	0,60
czułość wierzba	0,22	0,96	0,67
precyzja wierzba	0,43	0,82	0,60
F1-score inne	0,38	0,69	0,50
czułość inne	0,33	0,84	0,62
precyzja inne	0,27	0,69	0,46
średnie F1-score	0,35	0,55	0,43

3.14. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w6"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,53	0,74	0,65
AP@0,4	0,64	0,82	0,73
najlepszy F1-score	0,74	0,86	0,80
próg F1-score	0,75	0,80	0,78
czułość	0,68	0,83	0,76
precyzja	0,79	0,90	0,85
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,27	0,86	0,69
próg F1-score	0,05	0,95	0,80
czułość	0,46	0,85	0,66
precyzja	0,16	0,95	0,83

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,14	0,58	0,38
czułość brzoza	0,10	0,70	0,40
precyzja brzoza	0,22	0,57	0,40
F1-score kruszyna	0	0,50	0,28
czułość kruszyna	0	0,50	0,22
precyzja kruszyna	0	1	0,48
F1-score sosna	0,14	0,62	0,42
czułość sosna	0,08	0,58	0,32
precyzja sosna	0,50	1	0,80
F1-score wierzba	0,47	0,79	0,64
czułość wierzba	0,34	0,96	0,7
precyzja wierzba	0,50	0,73	0,63
F1-score inne	0,37	0,74	0,52
czułość inne	0,29	0,85	0,63
precyzja inne	0,26	0,83	0,50
średnie F1-score	0,35	0,52	0,45

3.15. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w7"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,54	0,74	0,65
AP@0,4	0,65	0,78	0,71
najlepszy F1-score	0,73	0,81	0,77
próg F1-score	0,55	0,80	0,64
czułość	0,62	0,76	0,73
precyzja	0,74	0,88	0,82
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,50	0,78	0,63
próg F1-score	0,20	0,95	0,76
czułość	0,36	0,77	0,56
precyzja	0,38	1	0,84

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,31	0,80	0,53
czułość brzoza	0,25	1	0,55
precyzja brzoza	0,29	1	0,58
F1-score kruszyna	0	0,67	0,34
czułość kruszyna	0	0,50	0,26
precyzja kruszyna	0	1	0,53
F1-score sosna	0	1	0,58
czułość sosna	0	1	0,52
precyzja sosna	0	1	0,71
F1-score wierzba	0,58	0,76	0,69
czułość wierzba	0,58	0,87	0,71
precyzja wierzba	0,58	0,79	0,68
F1-score inne	0,38	0,69	0,55
czułość inne	0,31	0,80	0,63
precyzja inne	0,42	0,61	0,51
średnie F1-score	0,47	0,63	0,54

3.16. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w8"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,42	0,61	0,51
AP@0,4	0,50	0,69	0,59
najlepszy F1-score	0,61	0,72	0,67
próg F1-score	0,55	0,65	0,60
czułość	0,53	0,68	0,61
precyzja	0,72	0,78	0,75
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,19	0,62	0,49
próg F1-score	0,05	0,95	0,76
czułość	0,11	0,70	0,40
precyzja	0,25	1	0,83

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	1	0,41
czułość brzoza	0	1	0,44
precyzja brzoza	0	1	0,41
F1-score kruszyna	0	0,67	0,22
czułość kruszyna	0	0,50	0,17
precyzja kruszyna	0	1	0,33
F1-score sosna	0	0,75	0,38
czułość sosna	0	0,71	0,33
precyzja sosna	0	1	0,54
F1-score wierzba	0,56	1	0,76
czułość wierzba	0,57	1	0,82
precyzja wierzba	0,55	1	0,71
F1-score inne	0,29	1	0,56
czułość inne	0,33	1	0,57
precyzja inne	0,23	1	0,59
średnie F1-score	0,27	0,67	0,47

3.17. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w9"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0.50	0.74	0.62
AP@0,4	0.57	0.76	0.67
najlepszy F1-score	0.67	0.81	0.74
próg F1-score	0.45	0.90	0.64
czułość	0.55	0.76	0.70
precyzja	0.68	0.86	0.80
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,37	0,75	0,60
próg F1-score	0,15	0,95	0,77
czułość	0,37	0,77	0,54
precyzja	0,24	1	0,81

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
	Wartose minimania	maksymalna	Wartose sreama
F1-score brzoza	0,12	0,53	0,37
czułość brzoza	0,08	0,67	0,40
precyzja brzoza	0,17	0,75	0,42
F1-score kruszyna	0	0,5	0,29
czułość kruszyna	0	0,67	0,23
precyzja kruszyna	0	1	0,52
F1-score sosna	0	0,80	0,54
czułość sosna	0	0,73	0,45
precyzja sosna	0	1	0,76
F1-score wierzba	0,50	0,76	0,63
czułość wierzba	0,44	1	0,67
precyzja wierzba	0,53	0,75	0,61
F1-score inne	0,42	0,64	0,53
czułość inne	0,29	0,79	0,57
precyzja inne	0,36	0,80	0,55
średnie F1-score	0,36	0,62	0,47

3.18. Zestawienia dla zmiennej "C" i wariantu "w10"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalne	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,56	0,75	0,64
AP@0,4	0,63	0,79	0,72
najlepszy F1-score	0,72	0,84	0,77
próg F1-score	0,60	0,85	0,72
czułość	0,61	0,78	0,71
precyzja	0,79	0,93	0,86
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,57	0,78	0,64
próg F1-score	0,50	0,95	0,88
czułość	0,41	0,79	0,50
precyzja	0,78	1	0,94

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	0,91	0,49
czułość brzoza	0	0,83	0,46
precyzja brzoza	0	1	0,57
F1-score kruszyna	0	0,60	0,24
czułość kruszyna	0	1	0,25
precyzja kruszyna	0	1	0,32
F1-score sosna	0,27	1	0,65
czułość sosna	0,20	1	0,62
precyzja sosna	0,43	1	0,76
F1-score wierzba	0,61	0,85	0,73
czułość wierzba	0,57	0,87	0,75
precyzja wierzba	0,50	0,83	0,72
F1-score inne	0,39	0,71	0,59
czułość inne	0,38	0,88	0,66
precyzja inne	0,41	0,71	0,54
średnie F1-score	0,41	0,67	0,54
3.19. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w0"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,57	0,69	0,63	
AP@0,4	0,60	0,80	0,69	
najlepszy F1-score	0,71	0,84	0,76	
próg F1-score	0,55	0,75	0,62	
czułość	0,62	0,76	0,70	
precyzja	0,76	0,93	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,40	0,77	0,59	
próg F1-score	0,20	0,95	0,78	
czułość	0,32	0,73	0,51	
precyzja	0,28	0,98	0,85	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,40	1	0,60
czułość brzoza	0,40	1	0,67
precyzja brzoza	0,33	1	0,56
F1-score kruszyna	0	0,67	0,25
czułość kruszyna	0	0,50	0,21
precyzja kruszyna	0	1	0,34
F1-score sosna	0	1	0,68
czułość sosna	0	1	0,61
precyzja sosna	0	1	0,80
F1-score wierzba	0,29	0,75	0,62
czułość wierzba	0,19	0,77	0,57
precyzja wierzba	0,60	0,79	0,71
F1-score inne	0,44	0,73	0,57
czułość inne	0,48	0,86	0,71
precyzja inne	0,38	0,63	0,49
średnie F1-score	0,39	0,74	0,54

3.20. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w1"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,51	0,73	0,64	
AP@0,4	0,56	0,76	0,69	
najlepszy F1-score	0,66	0,81	0,75	
próg F1-score	0,60	0,80	0,70	
czułość	0,58	0,79	0,70	
precyzja	0,77	0,89	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,60	0,77	0,69	
próg F1-score	0,30	0,95	0,80	
czułość	0,43	0,79	0,59	
precyzja	0,57	0,98	0,86	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość środnie
		maksymalna	wartose sredilla
F1-score brzoza	0,27	0,58	0,46
czułość brzoza	0,22	0,78	0,52
precyzja brzoza	0,30	0,67	0,46
F1-score kruszyna	0,15	0,67	0,39
czułość kruszyna	0,12	0,50	0,30
precyzja kruszyna	0,22	1	0,68
F1-score sosna	0,40	0,86	0,67
czułość sosna	0,25	0,86	0,61
precyzja sosna	0,62	1	0,82
F1-score wierzba	0,43	0,74	0,58
czułość wierzba	0,27	0,81	0,54
precyzja wierzba	0,47	1	0,69
F1-score inne	0,46	0,63	0,53
czułość inne	0,47	0,92	0,68
precyzja inne	0,33	0,67	0,46
średnie F1-score	0,47	0,64	0,53

3.21. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w2"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,53	0,69	0,61	
AP@0,4	0,57	0,75	0,67	
najlepszy F1-score	0,70	0,80	0,75	
próg F1-score	0,60	0,85	0,74	
czułość	0,61	0,76	0,69	
precyzja	0,78	0,84	0,81	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,57	0,75	0,67	
próg F1-score	0,60	0,95	0,88	
czułość	0,41	0,68	0,55	
precyzja	0,70	0,97	0,88	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,19	0,70	0,41
czułość brzoza	0,17	0,78	0,52
precyzja brzoza	0,23	0,67	0,37
F1-score kruszyna	0,12	0,67	0,34
czułość kruszyna	0,17	0,50	0,31
precyzja kruszyna	0,10	1	0,45
F1-score sosna	0,57	0,86	0,69
czułość sosna	0,46	1	0,68
precyzja sosna	0,50	1	0,74
F1-score wierzba	0,28	0,61	0,41
czułość wierzba	0,16	0,46	0,30
precyzja wierzba	0,53	1	0,76
F1-score inne	0,38	0,76	0,51
czułość inne	0,53	0,85	0,68
precyzja inne	0,27	0,70	0,42
średnie F1-score	0,40	0,56	0,47

3.22. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w3"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,50	0,72	0,62	
AP@0,4	0,58	0,75	0,66	
najlepszy F1-score	0,70	0,84	0,76	
próg F1-score	0,65	0,80	0,75	
czułość	0,63	0,79	0,70	
precyzja	0,78	0,89	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,47	0,74	0,66	
próg F1-score	0,15	0,95	0,82	
czułość	0,48	0,75	0,59	
precyzja	0,34	0,95	0,83	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0.30	0.80	0.51
czułość brzoza	0,31	0,86	0,56
precyzja brzoza	0,29	0,80	0,5
F1-score kruszyna	0	0,50	0,24
czułość kruszyna	0	0,40	0,18
precyzja kruszyna	0	1	0,44
F1-score sosna	0,34	0,82	0,60
czułość sosna	0,22	0,83	0,54
precyzja sosna	0,50	1	0,77
F1-score wierzba	0,46	0,79	0,64
czułość wierzba	0,38	0,75	0,62
precyzja wierzba	0,50	0,85	0,67
F1-score inne	0,35	0,65	0,53
czułość inne	0,37	0,89	0,66
precyzja inne	0,33	0,60	0,46
średnie F1-score	0,37	0,65	0,50

3.23. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w4"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,50	0,74	0,61	
AP@0,4	0,61	0,77	0,66	
najlepszy F1-score	0,71	0,82	0,75	
próg F1-score	0,65	0,90	0,80	
czułość	0,61	0,76	0,69	
precyzja	0,75	0,89	0,83	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,28	0,82	0,60	
próg F1-score	0,05	0,95	0,66	
czułość	0,57	0,80	0,66	
precyzja	0,17	0,91	0,68	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,14	0,55	0,37
czułość brzoza	0,08	0,67	0,36
precyzja brzoza	0,29	0,55	0,42
F1-score kruszyna	0,17	0,55	0,37
czułość kruszyna	0,14	0,50	0,31
precyzja kruszyna	0,20	0,75	0,50
F1-score sosna	0,32	0,90	0,65
czułość sosna	0,23	0,90	0,60
precyzja sosna	0,52	1	0,79
F1-score wierzba	0,42	0,77	0,60
czułość wierzba	0,36	0,78	0,55
precyzja wierzba	0,47	0,82	0,67
F1-score inne	0,42	0,65	0,53
czułość inne	0,53	0,96	0,71
precyzja inne	0,33	0,56	0,43
średnie F1-score	0,42	0,61	0,50

3.24. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w5"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,56	0,70	0,62	
AP@0,4	0,58	0,73	0,66	
najlepszy F1-score	0,70	0,82	0,76	
próg F1-score	0,70	0,85	0,79	
czułość	0,61	0,79	0,70	
precyzja	0,76	0,89	0,83	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,65	0,77	0,71	
próg F1-score	0,40	0,95	0,86	
czułość	0,53	0,76	0,62	
precyzja	0,57	0,93	0,84	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wantakk knodmia
		maksymalna	wartose sredilla
F1-score brzoza	0,39	0,53	0,42
czułość brzoza	0,30	0,88	0,48
precyzja brzoza	0,26	0,60	0,43
F1-score kruszyna	0,20	0,55	0,38
czułość kruszyna	0,25	0,60	0,39
precyzja kruszyna	0,17	0,67	0,39
F1-score sosna	0,50	0,84	0,68
czułość sosna	0,48	0,92	0,67
precyzja sosna	0,46	0,89	0,73
F1-score wierzba	0,37	0,55	0,48
czułość wierzba	0,25	0,44	0,34
precyzja wierzba	0,67	1	0,79
F1-score inne	0,46	0,60	0,53
czułość inne	0,59	0,88	0,74
precyzja inne	0,34	0,48	0,42
średnie F1-score	0,43	0,54	0,50

3.25. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w6"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,51	0,68	0,60	
AP@0,4	0,58	0,73	0,66	
najlepszy F1-score	0,71	0,81	0,76	
próg F1-score	0,70	0,90	0,80	
czułość	0,63	0,77	0,71	
precyzja	0,78	0,85	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,67	0,80	0,73	
próg F1-score	0,65	0,95	0,90	
czułość	0,56	0,76	0,63	
precyzja	0,74	0,91	0,86	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
		maksymalna	
F1-score brzoza	0,25	0,57	0,44
czułość brzoza	0,17	0,70	0,50
precyzja brzoza	0,30	0,53	0,43
F1-score kruszyna	0	0,57	0,31
czułość kruszyna	0	0,67	0,26
precyzja kruszyna	0	1	0,46
F1-score sosna	0,43	0,80	0,61
czułość sosna	0,31	1	0,57
precyzja sosna	0,45	1	0,74
F1-score wierzba	0,57	0,76	0,64
czułość wierzba	0,46	0,89	0,60
precyzja wierzba	0,53	0,91	0,72
F1-score inne	0,45	0,66	0,52
czułość inne	0,40	0,95	0,65
precyzja inne	0,36	0,57	0,45
średnie F1-score	0,44	0,57	0,50

3.26. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w7"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,52	0,68	0,59	
AP@0,4	0,55	0,72	0,65	
najlepszy F1-score	0,71	0,81	0,75	
próg F1-score	0,70	0,95	0,78	
czułość	0,64	0,79	0,71	
precyzja	0,74	0,86	0,80	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,68	0,77	0,72	
próg F1-score	0,60	0,95	0,92	
czułość	0,58	0,79	0,63	
precyzja	0,73	0,90	0,84	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,14	0,59	0,40
czułość brzoza	0,08	1	0,43
precyzja brzoza	0,29	0,67	0,46
F1-score kruszyna	0	0,55	0,29
czułość kruszyna	0	0,43	0,24
precyzja kruszyna	0	1	0,4
F1-score sosna	0,55	0,78	0,67
czułość sosna	0,41	1	0,66
precyzja sosna	0,54	1	0,76
F1-score wierzba	0,54	0,78	0,65
czułość wierzba	0,47	0,82	0,66
precyzja wierzba	0,50	0,84	0,66
F1-score inne	0,42	0,69	0,51
czułość inne	0,33	0,78	0,57
precyzja inne	0,32	0,64	0,48
średnie F1-score	0,41	0,59	0,50

3.27. Zestawienia dla zmiennej "D", wariantu "w1" i podwariantu "w8"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,55	0,68	0,61
AP@0,4	0,60	0,73	0,66
najlepszy F1-score	0,72	0,81	0,77
próg F1-score	0,70	0,90	0,81
czułość	0,65	0,81	0,73
precyzja	0,76	0,87	0,82
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,54	0,81	0,71
próg F1-score	0,15	0,95	0,76
czułość	0,63	0,80	0,70
precyzja	0,41	0,91	0,77

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0.21	0.50	0.38
czułość brzoza	0,14	0,82	0,44
precyzja brzoza	0,26	0,50	0,38
F1-score kruszyna	0	0,67	0,35
czułość kruszyna	0	0,78	0,34
precyzja kruszyna	0	0,70	0,39
F1-score sosna	0,48	0,83	0,67
czułość sosna	0,33	1	0,64
precyzja sosna	0,62	0,86	0,75
F1-score wierzba	0,43	0,69	0,59
czułość wierzba	0,31	0,83	0,55
precyzja wierzba	0,50	0,85	0,68
F1-score inne	0,42	0,61	0,51
czułość inne	0,48	0,85	0,63
precyzja inne	0,33	0,52	0,44
średnie F1-score	0,45	0,57	0,50

3.28. Zestawienia dla zmiennej "E" i wariantu "w1"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,57	0,76	0,64
AP@0,4	0,61	0,80	0,70
najlepszy F1-score	0,69	0,82	0,76
próg F1-score	0,60	0,80	0,68
czułość	0,64	0,74	0,70
precyzja	0,74	0,93	0,83
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,47	0,75	0,65
próg F1-score	0,70	0,95	0,87
czułość	0,31	0,71	0,51
precyzja	0,79	1	0,93

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,29	0,57	0,44
czułość brzoza	0,18	0,67	0,42
precyzja brzoza	0,29	1	0,55
F1-score kruszyna	0	1	0,31
czułość kruszyna	0	1	0,25
precyzja kruszyna	0	1	0,47
F1-score sosna	0,25	1	0,62
czułość sosna	0,14	1	0,5
precyzja sosna	0,78	1	0,94
F1-score wierzba	0,46	0,80	0,66
czułość wierzba	0,44	0,96	0,67
precyzja wierzba	0,43	0,80	0,66
F1-score inne	0,47	0,75	0,60
czułość inne	0,46	0,81	0,69
precyzja inne	0,35	0,73	0,54
średnie F1-score	0,40	0,74	0,52

3.29. Zestawienia dla zmiennej "E" i wariantu "w2"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,59	0,74	0,65	
AP@0,4	0,65	0,78	0,70	
najlepszy F1-score	0,70	0,79	0,76	
próg F1-score	0,55	0,85	0,71	
czułość	0,62	0,76	0,69	
precyzja	0,74	0,94	0,84	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,32	0,74	0,59	
próg F1-score	0,05	0,95	0,55	
czułość	0,51	0,79	0,65	
precyzja	0,21	1	0,67	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,18	0,47	0,37
czułość brzoza	0,12	0,69	0,45
precyzja brzoza	0,21	0,50	0,35
F1-score kruszyna	0	1	0,39
czułość kruszyna	0	1	0,32
precyzja kruszyna	0	1	0,65
F1-score sosna	0,22	0,67	0,45
czułość sosna	0,13	0,75	0,39
precyzja sosna	0,50	1	0,66
F1-score wierzba	0,41	0,72	0,61
czułość wierzba	0,36	0,85	0,67
precyzja wierzba	0,43	0,70	0,56
F1-score inne	0,33	0,60	0,48
czułość inne	0,24	0,90	0,50
precyzja inne	0,38	0,61	0,51
średnie F1-score	0,36	0,63	0,46

3.30. Zestawienia dla zmiennej "E" i wariantu "w3"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalno	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,55	0,69	0,63
AP@0,4	0,59	0,75	0,70
najlepszy F1-score	0,68	0,78	0,75
próg F1-score	0,50	0,75	0,66
czułość	0,55	0,76	0,68
precyzja	0,76	0,90	0,83
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,41	0,77	0,60
próg F1-score	0,65	0,95	0,88
czułość	0,25	0,69	0,45
precyzja	0,85	1	0,94

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,14	0,80	0,43
czułość brzoza	0,14	0,67	0,46
precyzja brzoza	0,14	1	0,43
F1-score kruszyna	0	1	0,46
czułość kruszyna	0	1	0,41
precyzja kruszyna	0	1	0,62
F1-score sosna	0	1	0,61
czułość sosna	0	1	0,55
precyzja sosna	0	1	0,77
F1-score wierzba	0,44	0,70	0,63
czułość wierzba	0,42	0,83	0,69
precyzja wierzba	0,44	0,68	0,58
F1-score inne	0,40	0,72	0,53
czułość inne	0,31	0,75	0,50
precyzja inne	0,33	0,69	0,60
średnie F1-score	0,43	0,73	0,53

3.31. Zestawienia dla zmiennej "E" i wariantu "w4"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,37	0,59	0,48	
AP@0,4	0,45	0,66	0,57	
najlepszy F1-score	0,62	0,72	0,67	
próg F1-score	0,55	0,75	0,62	
czułość	0,52	0,65	0,59	
precyzja	0,68	0,84	0,77	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,26	0,69	0,48	
próg F1-score	0,60	0,95	0,85	
czułość	0,15	0,65	0,35	
precyzja	0,73	1	0,88	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	0,50	0,29
czułość brzoza	0	1	0,58
precyzja brzoza	0	0,33	0,19
F1-score kruszyna	0	0,60	0,13
czułość kruszyna	0	0,50	0,10
precyzja kruszyna	0	1	0,22
F1-score sosna	0	1	0,68
czułość sosna	0	1	0,61
precyzja sosna	0	1	0,85
F1-score wierzba	0,57	0,83	0,67
czułość wierzba	0,52	0,78	0,66
precyzja wierzba	0,52	1	0,70
F1-score inne	0,29	0,77	0,46
czułość inne	0,23	0,77	0,40
precyzja inne	0,38	0,80	0,59
średnie F1-score	0,33	0,53	0,45

3.32. Zestawienia dla zmiennej "F" i wariantu "w1"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,55	0,73	0,64	
AP@0,4	0,61	0,78	0,69	
najlepszy F1-score	0,70	0,80	0,75	
próg F1-score	0,65	0,90	0,76	
czułość	0,64	0,78	0,71	
precyzja	0,75	0,93	0,81	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,33	0,80	0,66	
próg F1-score	0,05	0,95	0,82	
czułość	0,47	0,77	0,59	
precyzja	0,21	0,98	0,84	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,33	0,75	0,50
czułość brzoza	0,29	0,86	0,57
precyzja brzoza	0,33	0,67	0,47
F1-score kruszyna	0	1	0,35
czułość kruszyna	0	1	0,28
precyzja kruszyna	0	1	0,59
F1-score sosna	0,33	0,83	0,51
czułość sosna	0,20	0,71	0,39
precyzja sosna	0,53	1	0,86
F1-score wierzba	0,12	0,73	0,43
czułość wierzba	0,07	0,72	0,37
precyzja wierzba	0,33	1	0,67
F1-score inne	0,38	0,67	0,53
czułość inne	0,36	0,95	0,78
precyzja inne	0,26	0,58	0,42
średnie F1-score	0,40	0,55	0,47

3.33. Zestawienia dla zmiennej "F" i wariantu "w2"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,59	0,75	0,66	
AP@0,4	0,65	0,77	0,71	
najlepszy F1-score	0,73	0,80	0,77	
próg F1-score	0,60	0,75	0,68	
czułość	0,65	0,77	0,72	
precyzja	0,77	0,87	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,47	0,76	0,67	
próg F1-score	0,50	0,95	0,85	
czułość	0,31	0,80	0,56	
precyzja	0,72	0,98	0,90	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość	Wartość średnia
		maksymama	
F1-score brzoza	0,17	0,67	0,41
czułość brzoza	0,11	1	0,49
precyzja brzoza	0,27	0,59	0,39
F1-score kruszyna	0	0,67	0,28
czułość kruszyna	0	0,50	0,24
precyzja kruszyna	0	1	0,44
F1-score sosna	0,50	1	0,72
czułość sosna	0,36	1	0,66
precyzja sosna	0,67	1	0,84
F1-score wierzba	0,32	0,77	0,51
czułość wierzba	0,22	0,89	0,45
precyzja wierzba	0,47	0,86	0,63
F1-score inne	0,17	0,70	0,48
czułość inne	0,09	0,90	0,65
precyzja inne	0,31	1	0,47
średnie F1-score	0,40	0,71	0,48

3.34. Zestawienia dla zmiennej "F" i wariantu "w3"

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,58	0,71	0,65	
AP@0,4	0,64	0,77	0,71	
najlepszy F1-score	0,70	0,82	0,76	
próg F1-score	0,70	0,90	0,79	
czułość	0,65	0,81	0,72	
precyzja	0,72	0,91	0,82	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,35	0,76	0,64	
próg F1-score	0,05	0,95	0,77	
czułość	0,50	0,87	0,62	
precyzja	0,22	0,95	0,78	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,24	0,53	0,41
czułość brzoza	0,29	0,57	0,42
precyzja brzoza	0,20	0,62	0,41
F1-score kruszyna	0	0,75	0,29
czułość kruszyna	0	0,60	0,23
precyzja kruszyna	0	1	0,43
F1-score sosna	0,36	0,77	0,56
czułość sosna	0,25	0,91	0,47
precyzja sosna	0,50	1	0,80
F1-score wierzba	0,17	0,61	0,44
czułość wierzba	0,10	0,52	0,35
precyzja wierzba	0,40	0,86	0,66
F1-score inne	0,44	0,67	0,55
czułość inne	0,67	1	0,84
precyzja inne	0,32	0,67	0,42
średnie F1-score	0,31	0,58	0,45

3.35. Zestawienie dla finalnego autorskiego modelu gatunków sukcesji (FAMGS)

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,57	0,63	0,61	
AP@0,4	0,68	0,71	0,69	
najlepszy F1-score	0,71	0,74	0,73	
próg F1-score	0,45	0,55	0,50	
czułość	0,65	0,71	0,67	
precyzja	0,73	0,86	0,79	
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków		
najlepszy F1-score	0,20	0,37	0,28	
próg F1-score	0,80	0,85	0,83	
czułość	0,11	0,23	0,16	
precyzja	0,96	1	0,99	

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	1	0,50
czułość brzoza	0	1	0,44
precyzja brzoza	0	1	0,67
F1-score kruszyna	0	1	0,50
czułość kruszyna	0	1	0,67
precyzja kruszyna	0	1	0,44
F1-score sosna	0,67	1	0,89
czułość sosna	1	1	1
precyzja sosna	0,50	1	0,83
F1-score wierzba	0,69	0,95	0,84
czułość wierzba	0,64	0,90	0,77
precyzja wierzba	0,75	1	0,92
F1-score inne	0,56	1	0,81
czułość inne	0,62	1	0,88
precyzja inne	0,50	1	0,76
średnie F1-score	0,65	0,75	0,71

3.36. Zestawienie dla finalnego autorskiego modelu gatunków sukcesji (FAMGS)

Obszar testowy BU4

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
najle	epszy zasięg potencjalne	ej sukcesji drzew i krzev	wów
AP@0,5	0,38	0,58	0,51
AP@0,4	0,52	0,66	0,61
najlepszy F1-score	0,62	0,72	0,68
próg F1-score	0,30	0,45	0,38
czułość	0,54	0,69	0,62
precyzja	0,71	0,80	0,76
	najwyższa dokładność	rozróżnienia gatunków	
najlepszy F1-score	0,27	0,68	0,49
próg F1-score	0,30	0,85	0,62
czułość	0,16	0,63	0,36
precyzja	0,75	0,98	0,90

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0,22	0,68	0,49
czułość brzoza	0,16	0,88	0,56
precyzja brzoza	0,30	0,67	0,49
F1-score kruszyna	0	0,32	0,14
czułość kruszyna	0	0,64	0,20
precyzja kruszyna	0	0,25	0,13
F1-score sosna	0	0,92	0,38
czułość sosna	0	1	0,38
precyzja sosna	0	1	0,54
F1-score wierzba			
czułość wierzba	b	rak gatunku w referencj	i
precyzja wierzba			
F1-score inne	0,10	0,57	0,40
czułość inne	0,05	0,71	0,35
precyzja inne	0,41	1	0,69
średnie F1-score	0,10	0,72	0,40

3.37. Zestawienie dla finalnego autorskiego modelu gatunków sukcesji (FAMGS)

Obszar testowy NI1

Ocena dokładności zasięgu przestrzennego obiektów

Nazwa wskaźnika	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia	
najlepszy zasięg potencjalnej sukcesji drzew i krzewów				
AP@0,5	0,24	0,41	0,37	
AP@0,4	0,31	0,51	0,44	
najlepszy F1-score	0,48	0,61	0,56	
próg F1-score	0,35	0,55	0,46	
czułość	0,39	0,55	0,48	
precyzja	0,61	0,72	0,66	
najwyższa dokładność rozróżnienia gatunków				
najlepszy F1-score	0,25	0,54	0,38	
próg F1-score	0,45	0,85	0,67	
czułość	0,14	0,43	0,26	
precyzja	0,63	0,98	0,85	

	Wartość minimalna	Wartość maksymalna	Wartość średnia
F1-score brzoza	0	0,57	0,30
czułość brzoza	0	0,80	0,27
precyzja brzoza	0	1	0,47
F1-score kruszyna	0	0,25	0,05
czułość kruszyna	0	0,33	0,08
precyzja kruszyna	0	0,20	0,04
F1-score sosna	0	1	0,50
czułość sosna	0	1	0,47
precyzja sosna	0	1	0,62
F1-score wierzba			
czułość wierzba	brak gatunku w referencji		
precyzja wierzba			
F1-score inne	0,53	0,96	0,78
czułość inne	0,40	0,94	0,74
precyzja inne	0,79	1,00	0,86
średnie F1-score	0,14	0,75	0,43