

Cyfrowe przetwarzanie zdjęć hiperspektralnych

The hyperspectral data processing

Bogdan ZAGAJEWSKI, Magdalena WRZESIEŃ,
Marcin SOBCZAK, Małgorzata KRÓWCZYŃSKA

In this paper methodology of hyperspectral data of DAIS 7915 and ROSIS processing, vegetation mapping, using field and hyperspectral airborne data, is presented. The research aims at a comparison of different vegetation classification methods.

The study was conducted in Tatra National Park – located within MAB Biosphere Reserve and encompassing alpine and subalpine belts of the Tatras (“High Tatras”). The area is situated at the altitude range of 1500–2300 m a.s.l. Vegetation in the area has been well researched. For calibration and validation of the DAIS 7915 and ROSIS images was prepared detailed, large-scale vegetation map, at the 1:10 000, using traditional, field mapping.

We will compare the results of the ground mapping and image classification using: neural networks (ANN), Spectral Angle Mapping (SAM).

Neural networks are based on recognition during training phase, and the proper classification. The training process consists of determining the neuron connection weights to make the output

signal from the network as close as possible to the expected one. The training data is a pair of vectors. The first (input) vector represents the structure, which the network is to recognize. The second (output) vector represents the pattern results corresponding to output data. The training aims, by adjusting the weights, to minimize the difference between the pattern vector, and the result generated by the network. The goal of this work was to verify the usefulness of neural networks to classification and obtaining the best results in recognizing vegetative mapped in airborne hyperspectral imagery of DAIS 7915 and ROSIS.

Spectral Angle Mapping is based on comparison between spectral signature of a pixel (its vector in spectral domain) and signatures of objects from reference spectral library, while the second tries to decompose the spectral signature into pure spectra of objects forming analysed pixel. The results are series of maps showing abundance of analysed objects.

Wstęp

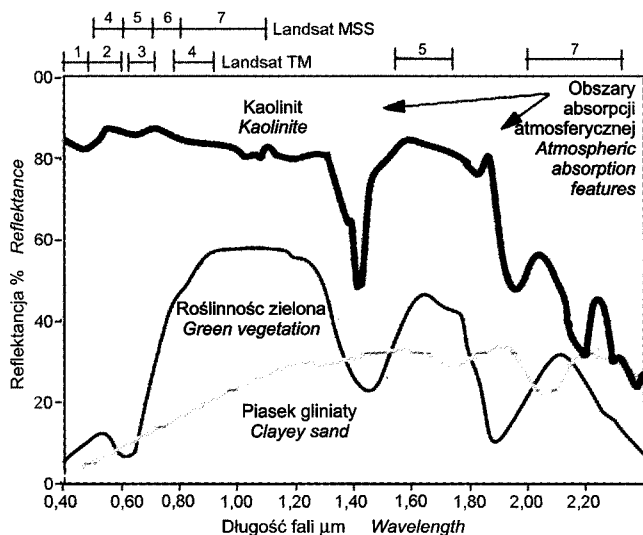
Systemy hiperspektralne rejestrują odbite od powierzchni Ziemi promieniowanie w dziesiątkach, a nawet setkach wąskich, ciągłych kanałów (Vane i Goetz, 1993), co umożliwia charakteryzowanie różnych typów pokrycia terenu bardziej szczegółowo niż z wykorzystaniem danych pozyskiwanych przez sensory wielospektralne (ryc. 1).

Sensory hiperspektralne dostarczają pełną spektralną informację o badanym obiekcie, jak również wydobywają cechy, które wcześniej nie były możliwe do pozyskania. Skanery wielospektralne, takie jak Landsat Thematic Mapper (TM) i Systeme Pour l’Observation de la Terre (SPOT) High Resolution-Visible (HRV), zbierają dane w kilku bądź kilkunastu szerokich zakresach (100–200 nm), co skutkuje znacznym uśrednieniem odpowiedzi spektralnej w pikselu i umożliwia rozróżnienie

jedynie dominujących elementów pokrycia terenu (Kumar i in., 2001).

Większość obiektów na powierzchni Ziemi charakteryzuje się obecnością specyficznych cech na krzywej reprezentującej wartości odbitego od nich promieniowania elektromagnetycznego. Większość z tych cech jest możliwa do wychwycenia jedynie w bardzo wąskich fragmentach spektrum, które jako oddzielne zakresy spektralne rejestrują sensory hiperspektralne. Ta właściwość zdjęć hiperspektralnych powoduje, że ich zastosowanie w celu wydzielenia różnych formacji roślinnych wpływa na znaczne zwiększenie dokładności klasyfikacji w porównaniu z danymi wielospektralnymi (Elvidge i Chen, 1995).

Wielowymiarowość obrazów hiperspektralnych podnosi zawartość informacji, jaka jest zapisana w pikselu, ale jednocześnie powoduje, że analiza tego typu danych wymaga ciągłego udoskonalania istniejących technik prze-



Ryc. 1. Ciągłe spektra z sensorów hiperspektralnych (zmodyfikowane: Fraser i in., 1986; Crist i in., 1986; Sabins, 1987).

Fig. 1. The continuous spectral characteristic from the hyperspectral sensors (modified, after Fraser et al., 1986; Crist et al., 1986; Sabins, 1987).

tworzenia obrazów i stworzenia nowych algorytmów, które mogłyby się zmierzyć z ogromną ilością skorelowanych ze sobą informacji (Thenkabail i in., 2004).

Dotychczas stosowane metody kategoryzacji danych teledetekcyjnych, bazujące na parametrach statystycznych (klasyfikacja nadzorowana, klasyfikacja nie nadzorowana), w analizie materiałów hiperspektralnych często okazują się czasochłonne i nieefektywne (Aspinall i in., 2002). Dlatego poszukuje się innych metod klasyfikacji w obróbce zdjęć hiperspektralnych. Niniejsza publikacja przedstawia wybrane metody przygotowania danych i ich klasyfikacji w celu określenia dominujących form pokrycia terenu dla fragmentu Tatr Wysokich.

Obszar badań

Obszar badań znajduje się w Tatrach Wysokich w Tatrzańskim Parku Narodowym (TPN) i wyznaczony jest przez współrzędne: 49°12'–49°15'N i 19°58'–20°03'E, które odpowiadają zasięgowi wykonanych zobrazowań.

Przedmiotem badań jest roślinność wysokogórska, rozciągająca się od wysokości 1000 m n.p.m. na północy i 2500 m n.p.m. na południu i zawiera reprezentacje następujących pięter klimatyczno-roślinnych występujących w TPN:

- regiel dolny (do 1250 m n.p.m.), w jego skład powinny wejść drzewostany bukowo-jodłowe z domieszką świerka i jaworu, ale skład gatunkowy lasów, odpowiadający warunkom siedliskowym utrzymał się na niewielkich powierzchniach, gdyż w rzeczywistości w reglu dolnym panuje sztucznie wprowadzony świerk;

- regiel górny (1200–1550 m n.p.m.) to kraina lasów świerkowych;

- piętro subalpejskie (1550–1800 m n.p.m.) charakteryzuje się występowaniem zarośli kosodrzewiny;

- piętro alpejskie (1800–2250 m n.p.m.) tworzą wysokogórskie łąki z roślinami kwiatowymi i licznymi ga-

tunkami traw oraz krzewinek, niegdyś intensywnie wypasane;

- piętro subniwalne (powyżej 2250 m n.p.m.) sięgające najwyższych szczytów.

W TPN można zaobserwować ogromne bogactwo w świecie roślin. Występujące tam gatunki zostały rozpoznane i dokładnie opisane, jednak szczegółowe mapy roślinności opracowano jedynie dla wybranych obszarów (Pawłowski i in., 1928; Pawłowski, 1956; Balcerkiewicz, 1984; Piękoś-Mirkowa i Mirek, 1996; Szafer i in., 1923; Szafer i in., 1927).

Materiały

Zdjęcia hiperspektralne

Dane obrazowe wykorzystane w niniejszych badaniach zostały pozyskane we współpracy z Niemiecką Agencją Kosmiczną DLR (Deutsches Zentrum fuer Luft- und Raumfahrt e.V.) przy użyciu dwóch skanerów hiperspektralnych DAIS 7915 (Digital Airborne Imaging Spectrometer) i ROSIS (Reflective Optics System Imaging Spectrometer (tab. 1)) umieszczonych na pokładzie samolotu Dornier Do-228. Zdjęcia zostały wykonane 4 sierpnia 2002 r., w przedpołudniowych godzinach (10.00–11.00). W trakcie nalotu wysokość słońca nad horyzontem wynosiła 38°, natomiast jego azymut 145°. Dla Tatr wykonano 6 pasów zobrazowania, z czego dwa pasy były wykonane dodatkowo ze względu na obecność chmury. Każda linia zobrazowania DAISa pokrywa obszar o powierzchni około 25 km² (2,5 × 10 km), ale ze względu na znaczne zachodzenie na siebie sąsiednich pasów zdjęcia tatrzańskie obejmują teren o powierzchni około 35 km². Pojedynczy pas zarejestrowany przez ROSISa zajmuje mniejszą powierzchnię – 5,6 km² (0,8 × 7 km), co dla trzech otrzymanych finalnie linii zobrazowania daje obszar wielkości 15 km².

Tabela 1. Charakterystyki spektralne skanerów hiperspektralnych DAIS i ROSIS.

Table 1. Spectral properties of DAIS and ROSIS sensors.

DAIS	Zakres spektralny [nm] Spectral range	Nr i ilość kanałów Number and amount of channels	Rozdzielczość spektralna Spectral resolution	Rozdzielczość terenowa [m] Spatial resolution
1	0,4–1,0	1–32 (32)	15–30 nm	3
2	1,5–1,8	33–40 (8)	45 nm	
3	2,0–2,5	41–72 (32)	20 nm	
4	3,0–5,0	73 (1)	2 nm	
4	8,0–12,6	74–79 (6)	0,9 μm	1
ROSIS	0,43–0,86	1–101	4 μm	

Pozyskane obrazy obarczone są błędami, wynikającymi z ruchu samolotu oraz obecności atmosfery, dlatego po wstępnym przetworzeniu poddane zostały korekcji geometrycznej i atmosferycznej.

Korekcja geometryczna zdjęć hiperspektralnych

Korekcja geometryczna obrazów hiperspektralnych ze skanerów DAIS i ROSIS została wykonana przy użyciu oprogramowania PARGE (PARAmetric GEocoding), stworzonego przez naukowców z RSL (z Uniwersytetu w Zurychu) i przeznaczonego specjalnie do korekcji lotniczych obrazów hiperspektralnych. Program ten stosuje geokodowanie parametryczne używając do tego wysokiej precyzji parametrów lotu (dotyczących dokładnej pozycji względem układu odniesienia), dla każdej linii niezależnie. Program PARGE daje bardzo dobre i dokładne wyniki, jeśli jest stosowany łącznie z dokładnym Numerycznym Modelem Terenu (Schlöpfer, Richter, 2002).

Obrazy ze skanera DAIS zostały geometrycznie skorygowane przy użyciu wszystkich wymaganych parametrów:

- współrzędnych punktów kontrolnych pomierzonych z wysoką dokładnością dzięki zastosowaniu odbiorników różnicowych GPS (Global Positioning System),
- parametrów pomierzonych przez wewnętrzny system nawigacji INS (Inertial Navigation System) zainstalowany na pokładzie samolotu,
- danych dotyczących wysokości obrazowanego terenu, zawartych w wysokiej jakości Numerycznym Modelu Terenu (NMT), utworzonym na podstawie map topograficznych w skali 1:10 000.

Proces korekcji geometrycznej, w przypadku zastosowania metody parametrycznej oferowanej przez program PARGE, polega na obliczeniu zależności geometrycznej między skanerem umieszczonym na pokładzie samolotu a obrazowanym przez niego obszarem, z uwzględnieniem dokładnej rzeźby terenu zapisanej w Numerycznym Modelu Terenu (NMT) oraz systemu optyczno-mechanicznego samego skanera. Na podstawie współrzędnych odczytanych ze wspomnianych wcześniej systemów pozycjonowania, obliczane jest dokładne położenie każdego piksela w przestrzeni trójwymiarowej XYZ, odpowiadającej układowi współrzędnych UTM (Universal Transverse Merkator) z elipsoidą WGS84 (układ współrzędnych kartograficznych powszechnie stosowany w Europie). Poprawność obliczonych współrzędnych była kontrolowana przez porównanie z wcześniej pomierzonymi współrzędnymi wybranych punktów kontrolnych w terenie, charakteryzujących się możliwością ich jednoznacznej identyfikacji na analizowanych obrazach (np. rogi budynków, przecięcia dróg itp.). Punkty kontrolne były mierzone przy użyciu różnicowego odbiornika GPS zapewniającego dokładność pomiaru poniżej 1 metra. Przy określaniu wartości pikseli na obrazie skorygowanym geometrycznie została zastosowana metoda Najbliższego Sąsiada NN (Nearest Neighbour), zapewniająca zachowanie oryginalnych wartości pikseli. Na obrazie wynikowym pojedynczy piksel reprezentuje obszar 3×3 metry, co należy uznać za bardzo dobry wynik. Dokładność przeprowadzonej korekcji została sprawdzona poprzez porównanie z mapami topograficznymi w skali 1:10 000. Dla obrazu DAIS dokładność geometryczna mieści się w zakresie 2 pikseli, co daje 6 metrów w terenie.

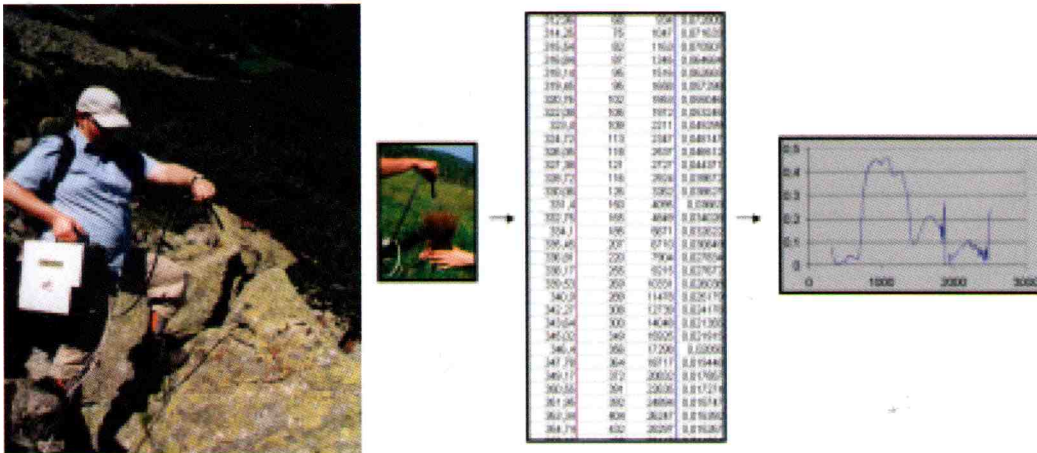
Jest to dość wysoka dokładność, jeśli weźmie się pod uwagę duże zróżnicowanie rzeźby analizowanego obszaru (deniwelacje rzędu 1 km).

W przypadku danych zarejestrowanych przez skaner ROSIS, procedura opisana powyżej nie mogła być zastosowana w całości, ponieważ część danych INS dla tego skanera nie została w całości zarejestrowana. Podjęto próbę odtworzenia niezbędnych danych na podstawie obrazów ze skanera DAIS, nie osiągnięto jednak zadowalających wyników. Dlatego do korekcji geometrycznej danych ROSIS zastosowano inne, bardziej tradycyjne podejście, wykorzystujące transformację wielomianową. Została ona przeprowadzona na podstawie dużej liczby punktów kontrolnych pomierzonych w terenie przy użyciu odbiorników GPS oraz na podstawie Numerycznego Modelu Terenu o wysokiej dokładności. Podobnie jak w poprzednim przypadku, dane skanera ROSIS zostały sprowadzone do układu współrzędnych UTM z elipsoidą WGS84. Wielkość piksela na wynikowym obrazie wyniosła 1 m. Niestety dokładność tak przeprowadzonej korekcji geometrycznej jest gorsza w porównaniu do obrazów DAIS. Istniejące błędy geometryczne nie dyskwalifikują jednak tych obrazów, a ich wykorzystanie w dalszych analizach jest jak najbardziej możliwe.

Korekcja atmosferyczna zdjęć hiperspektralnych

Korekcja atmosferyczna obrazów hiperspektralnych polega na wyeliminowaniu wpływu atmosfery na sygnał rejestrowany przez dany sensor oraz na zamianie tego sygnału z wartości DN (Digital Number) charakteryzujących poziom luminancji energetycznej docierającej do detektora na wartości współczynnika odbicia. Do przeprowadzenia poprawnej korekcji wymagany jest szereg informacji dotyczących stanu atmosfery w momencie wykonywania zdjęć. Dane te mogą być pozyskane w wyniku bezpośrednich pomiarów stanu atmosfery wykonywanych za pomocą spektrofotometrów słonecznych i stacji radiacyjnych jak również, w przypadku ich braku, mogą zostać pozyskane poprzez modelowanie stanu atmosfery za pomocą programów analizujących transfer promieniowania przez atmosferę w zależności od podanych parametrów (Radiative Transfer Codes, RTC) (Jakomulska, Sobczak, 2002). Wśród innych danych niezbędnych do poprawnego przeprowadzenia korekcji atmosferycznej w obszarach górskich należy wymienić Numeryczny Model Terenu. Jego zastosowanie pozwala na przeprowadzenie korekcji topograficznej będącej częścią korekcji atmosferycznej i polegającej na wyeliminowaniu wpływu rzeźby terenu na wartość sygnału zarejestrowanego przez sensor. Z oczywistych względów jest to bardzo ważny element korekcji w obszarach o bardzo urozmaiconej rzeźbie.

W niniejszych badaniach korekcja atmosferyczna (wraz z korekcją topograficzną) była wykonywana w laboratoriach Niemieckiej Agencji Kosmicznej DLR w Oberpfaffenhofen przy użyciu specjalistycznego oprogramowania ATCOR4 przeznaczonego specjalnie do cyfrowych obrazów lotniczych pozyskanych przez sensory o szerokim polu widzenia (Richter, Schlöpfer, 2002). Ko-



Ryc.2. Schemat zapisu krzywych odbicia spektralnego.

Fig. 2. Spectral curves generation scheme.

rekcji dokonało dwóch wykonawców niniejszego grantu, którzy zostali w tym celu specjalnie przeszkoleni przez dr. Rudolfa Richtera, wybitnego specjalistę w zakresie korekcji atmosferycznej, a zarazem autora programu ATCOR.

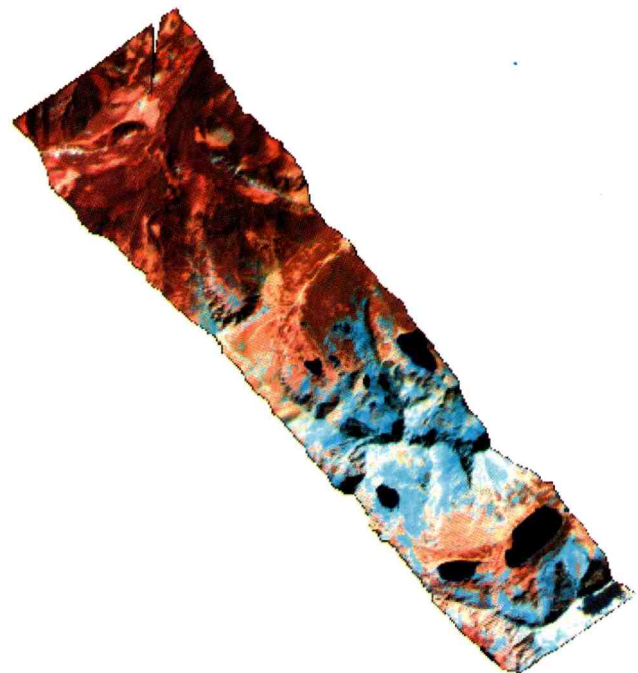
Ze względu na znacznie wydłużony proces korekcji geometrycznej obrazów ROSIS oraz brak możliwości przedłużenia pobytu w Niemieckiej Agencji Kosmicznej, korekcji atmosferycznej poddane zostały jedynie obrazy ze skanera DAIS. Dane ze spektrometru ROSIS nie zostały skorygowane i w takiej postaci były wykorzystywane w dalszych analizach. Choć fakt ten utrudnia znacznie poprawną, automatyczną klasyfikację tych zdjęć i wręcz uniemożliwia wykorzystanie w ich klasyfikacji spektrometrycznych pomiarów terenowych, to jednak nadal przedstawiają one dużą wartość informacyjną pozwalającą na pełniejszą analizę badanego obszaru.

Proces korekcji atmosferycznej danych hiperspektralnych pozyskanych przez skaner DAIS przebiegał dwuetapowo. Pierwszy etap został wykonany w trakcie pozyskiwania zdjęć. Polegał on na pomiarze współczynników odbicia (w zakresie od 350 do 2500 nm) charakterystycznych dla poszczególnych zbiorowisk roślinnych i gatunków, a także innych obiektów, takich jak woda czy skały. Współczynniki te zostały pomierzone w terenie, przez co wyeliminowany został wpływ atmosfery na ich wielkość. Dane te zostały następnie przekształcone w krzywe odbicia spektralnego (ryc. 2), które w dalszych etapach zostały przeskalowane do zakresu spektralnego rejestrowanego przez skaner DAIS. Tak powstałe krzywe spektralne posłużyły jako dane referencyjne w drugim etapie korekcji.

Wykorzystując oprogramowanie ATCOR4, oparte na zaawansowanej bazie danych dotyczącej szacowania transferu promieniowania przez atmosferę MODTRAN, modelowano skład atmosfery i jej wpływ na rejestrowane przez sensor wartości poprzez porównywanie krzywych spektralnych pomierzonych w terenie z odpowiadającymi im krzywymi spektralnymi pobranymi z obrazu. Na początku tego procesu krzywe te znacznie się od siebie różniły, co było spowodowane wpływem atmosfery na poziom

sygnału. Dobierając w odpowiedni sposób modele atmosfery zawarte w bazie MODTRAN, a także określając dodatkowe parametry opisujące stan atmosfery w momencie wykonania zdjęć hiperspektralnych, starano się doprowadzić do sytuacji, w której krzywe spektralne pomierzone w terenie i krzywe spektralne pobrane z korygowanego obrazu wzajemnie będą

się pokrywały. Cały proces wykonywany był wielokrotnie, dla obiektów reprezentujących cały zakres jaskrawości: od najmniejszej, poprzez średnią aż do największej.



Ryc.3. Pas zobrazowania ze skanera DAIS (kompozycja w barwach nierzeczywistych: R – 0,869 μm, G – 0,693 μm, B – 0,514 μm).

Fig. 3. One stripe of DAIS image (RGB false colour composition).

Rycina 3 przedstawia przykładowy pas zobrazowania DAISa 7915 przetworzony geometrycznie i radiometrycznie, podobnie na rycinie 4 przedstawiony został pas zobrazowania z ROSISa. Na rycinach 5 i 6 przedstawiono fragmenty zdjęć Hali Gąsienicowej (głównego poligonu badawczego i testowego wykonanych klasyfikacji).

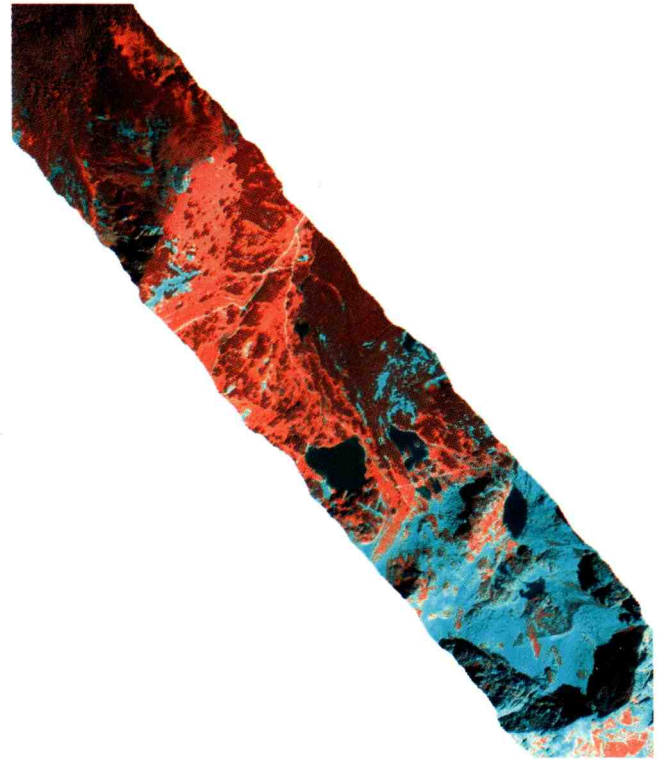
Dane z pomiarów terenowych

W latach 2002, 2003 i 2004, podczas pomiarów w terenie, zebrano informacje o miejscu występowania po-



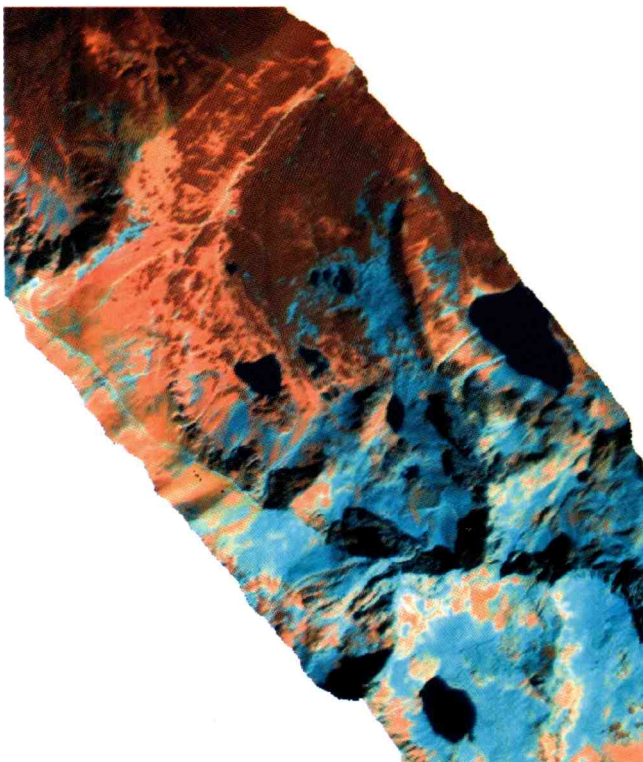
Ryc. 4. Mozaika pasów zobrazowania ze skanera ROSIS (kompozycja w barwach nierzeczywistych: R – 0,674 μm , G – 0,522 μm , B – 0,478 μm).

Fig. 4. The mosaic of the Rosis images (RGB false colour composition).



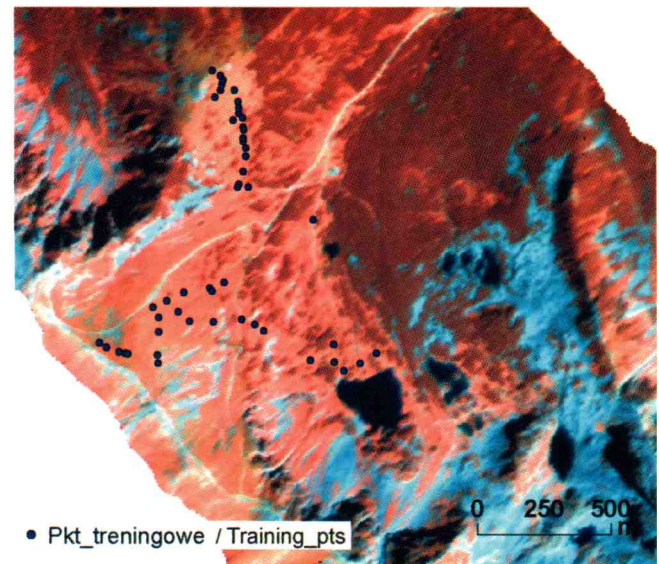
Ryc. 6. Dolina Stawów Gąsienicowych na fragmencie zobrazowania ze skanera ROSIS (kompozycja w barwach nierzeczywistych: R – 0,786 μm , G – 0,526 μm , B – 0,498 μm).

Fig. 6. The Gąsienicowa Lakes Valley on Rosis imagery (RGB false colour composition).



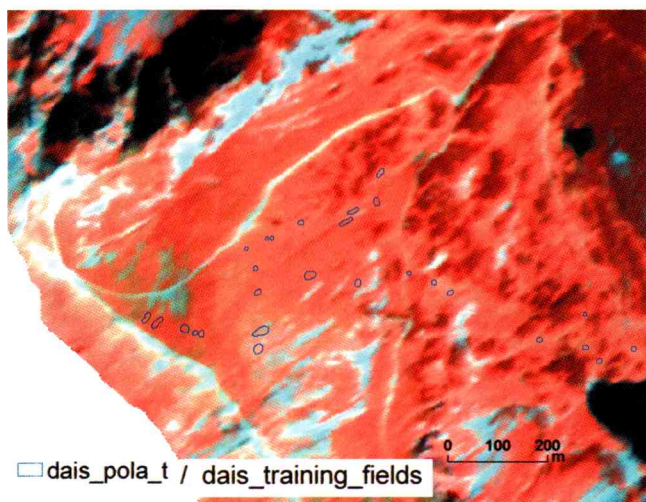
Ryc.5 Dolina Stawów Gąsienicowych na fragmencie zobrazowania ze skanera DAIS (kompozycja w barwach nierzeczywistych: R – 0,921 μm , G – 0,710 μm , B – 0,514 μm).

Fig. 5. The Gąsienicowa Lakes Valley on DAIS imagery (RGB false colour composition).



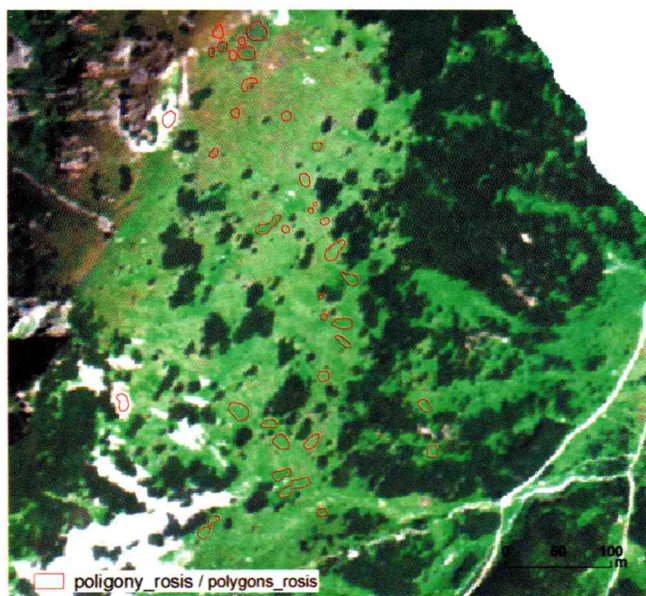
Ryc. 7. Rozmieszczenie punktów referencyjnych (w tle obraz ze skanera DAIS, kompozycja R – 0,869 μm , G – 0,675 μm , B – 0,496 μm).

Fig. 7. The location of reference points (in background the DAIS RGB composition).



Ryc. 8. Przykładowe poligony treningowe do klasyfikacji obrazu ze skanera DAIS zlokalizowane na stokach Beskidu i nad Zielonym Stawem (w tle obraz z DAIS'a, kompozycja R – 0,869 μm , G – 0,675 μm , B – 0,496 μm).

Fig. 8. The exemplars of training polygons for DAIS data classification, located on Beskid slopes and the Green Lake (in background the DAIS RGB composition).



Ryc. 9. Przykładowe poligony treningowe do klasyfikacji obrazu ze skanera ROSIS zlokalizowane na stokach Uhrocia Kasprowego (w tle obraz z ROSIS'a, kompozycja R – 0,478 μm , G – 0,562 μm , B – 0,682 μm).

Fig. 9. The exemplary training polygons for ROSIS data classification located on Uhrocie Kasprowe hill (in background the ROSIS RGB composition).

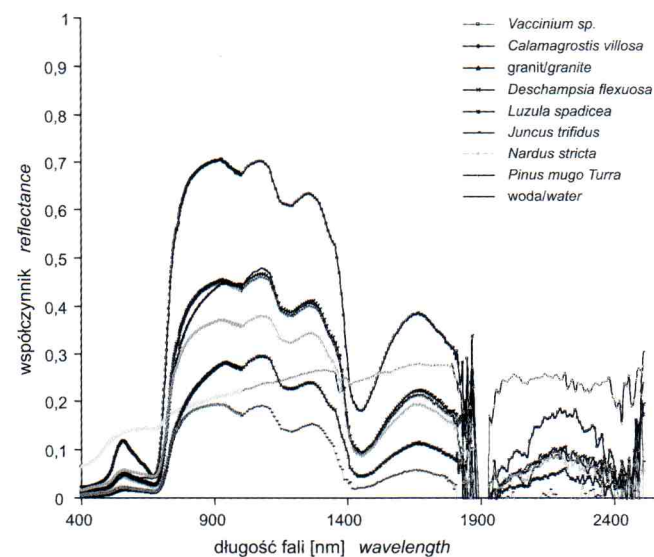
szczególnych gatunków i zbiorowisk roślinnych. Lokalizacje zostały zarejestrowane w rejonie Hali Gąsienicowej za pomocą odbiornika GPS (GeoExplorer 3) głównie na stokach Uhrocia Kasprowego, Beskidu i w Kotle Gąsienicowym (ryc. 7). Punktowe pomiary wraz z dokumentacją fotograficzną i opisem każdego ze stanowisk posłużyły do wyznaczenia poligonów, będących podstawą do stworzenia pól treningowych (ryc. 8 i 9) potrzebnych w procesie klasyfikacji, jak również do późniejszej weryfikacji jej wyników.

Określenie pól treningowych

W celu przeprowadzenia klasyfikacji nadzorowanej konieczne jest określenie na obrazie pól treningowych, czyli reprezentatywnych dla danego typu pokrycia terenu obszarów o jednolitych charakterystykach spektralnych. W przypadku klasyfikacji obrazów hiperspektralnych proces ten polega na odszukaniu pikseli czystych spektralnie (ang. *endmembers*), z których tworzone są sygnatury treningowe.

Jednym ze sposobów określenia obiektów czystych spektralnie jest wykonanie spektrometrycznych pomiarów badanych obiektów w terenie. Otrzymane w ten sposób krzywe spektralne, określające wielkość współczynnika odbicia w poszczególnych zakresach promieniowania elektromagnetycznego, są uznawane za czyste spektralnie, gdyż odzwierciedlają charakterystyki tylko jednego obiektu. Zestaw krzywych spektralnych pomierzonych w ten sposób nosi nazwę biblioteki spektralnej. W wielu przypadkach można również wykorzystać już istniejące biblioteki (np. ogólnodostępną bibliotekę spektralną NASA), jednak ze względu na przestrzenną zmienność warunków siedliskowych, a co za tym idzie właściwości fizykochemicznych roślinności, zalecane jest wykonanie lokalnych bibliotek spektralnych, które będą wiernie oddawały charakter badanych zbiorowisk roślinnych. W niniejszym opracowaniu została stworzona taka biblioteka spektralna, zawierająca odpowiedzi spektralne głównych gatunków roślin tworzących zbiorowiska trawiaste na badanym obszarze. Oprócz roślinności w skład biblioteki weszły charakterystyki spektralne takich obiektów jak woda czy skały. Przykładowe wyniki pomiarów wykonanych dla poligonu Tatry przedstawione są na ryc. 10. Zostały one wykorzystane w procesie automatycznej klasyfikacji obrazów ze skanera DAIS.

W przypadku danych ze skanera ROSIS wykorzystanie pomiarów terenowych nie było możliwe ze względu na brak korekcji atmosferycznej. Z tego też powodu w przy-



Ryc. 10. Przykładowe krzywe spektralne stanowiące część biblioteki spektralnej dla poligonu badawczego Tatra.

Fig. 10. The exemplars of spectral library of Tatra research area.

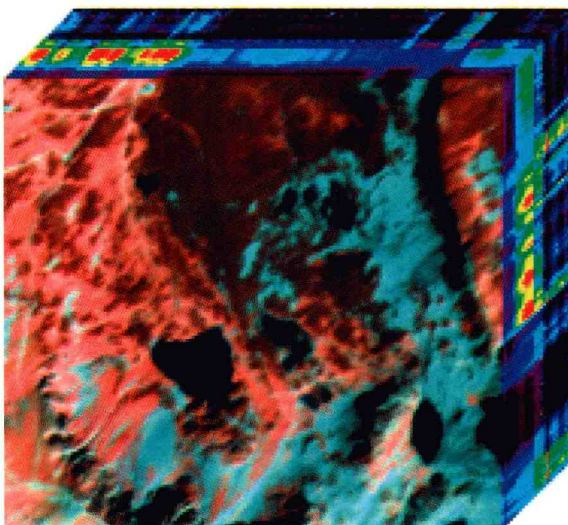
padku ROSISA posłużono się inną metodą pozyskania pikseli czystych spektralnie. Zastosowano w tym celu specjalny wskaźnik czystości pikseli PPI (Pixel Purity Index). Zastosowany w obliczeniach algorytm znajduje na zobrażowaniu spektralnie czyste piksele poprzez powtarzalną projekcję losowo dobranych osi na n-wymiarową przestrzeń spektralną. Piksele położone na osi i znajdujące się w ekstremalnych krańcach tak zdefiniowanej przestrzeni są odnotowywane jako spektralnie czyste. Pola treningowe powstają z tych pikseli, które były najczęściej wskazywane jako ekstremalne. Aby wyeliminować kanały o niskim poziomie sygnału do szumu, a także, aby zminimalizować czas obliczeń poprzez kompresję danych, wspomniany proces jest przeprowadzany na obrazie po transformacji MNF (Minimum Noise Fraction). W następnym kroku, poprzez analizę pikseli czystych spektralnie w wielowymiarowej przestrzeni spektralnej, wyróżnione pola treningowe są modyfikowane w taki sposób, aby reprezentowały określone a priori klasy pokrycia terenu.

Mapa roślinności rzeczywistej

Jako dodatkowe źródło informacji o rozmieszczeniu roślin wykorzystano mapę roślinności rzeczywistej Tatr w skali 1:10 000 opracowaną przez A. Kozłowską (niepubl.) według metody Braun-Blanquet'a (1964). Mapa została wykorzystana także do oszacowania dokładności wyników klasyfikacji.

Na obszarze objętym zdjęciem wyróżniono następujące podstawowe typy zbiorowisk roślinnych:

- pionierskie zbiorowiska roślin zarodnikowych,
- zbiorowiska porostów naskalnych (*Rhizocarpeta lia*),
- zbiorowiska piargów i żwirków (*Androsacetalia alpinae*),
- zbiorowiska wyleżysk śnieżnych (*Salicetea herbaceae*),



Ryc. 11. Prezentacja fragmentu obszaru badań za pomocą „data cube” (wyjaśnienie w tekście).

Fig. 11. Data cube of a part of the study area (explanation in text).

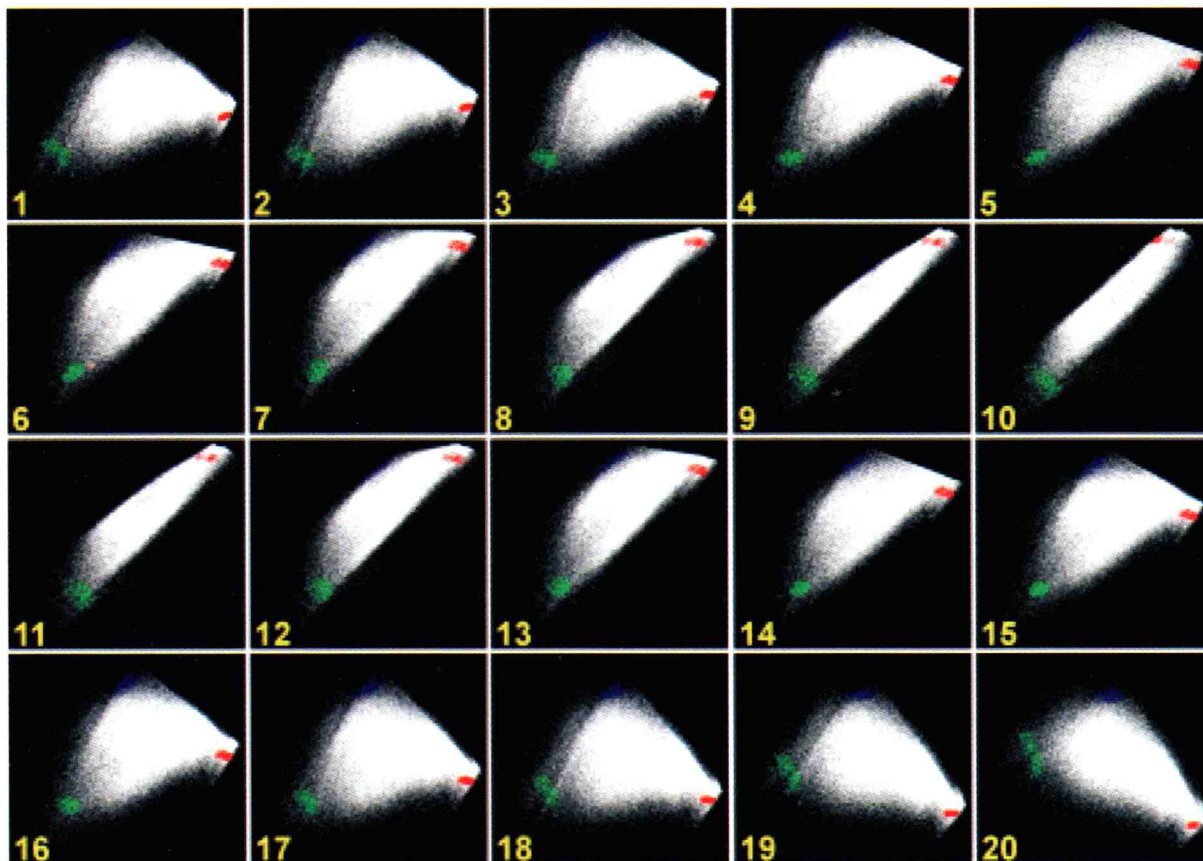
- murawy piętra subniwalnego (*Oreochloetum distichae subnivale*),
- murawy piętra alpejskiego:
 - ubogie murawy piętra alpejskiego (*Oreochloa distichae-Juncetum trifidi*)
 - żyzne murawy na skałach węglanowych i mylonitach (*Seslerion tatrae*), w tym *Festuco versicoloris-Agrostietum*
- zbiorowiska torfowiskowe i źródłiskowe,
- ziołorośla i traworośla,
- subalpejskie murawy powypasowe,
- zbiorowiska antropogeniczne,
- zbiorowiska krzewinkowe,
- zarośla kosodrzewiny,
- bór górnoreglowy (*Plagiothecio-Piceetum*),
- woda.

Analiza danych

N-wymiarowa wizualizacja

Wizualizacja obrazów hiperspektralnych w przestrzeni wielowymiarowej pozwala na ogólną analizę prezentowanych danych w aspekcie zarówno przestrzennym jak i spektralnym. Przedstawiona na ryc. 11 prezentacja fragmentu obszaru badań za pomocą tzw. „data cube” pozwala prześledzić zmienność przestrzenną w trzech wybranych kanałach spektralnych, wyświetlanych w addytywnej metodzie łączenia barw jako barwa czerwona, zielona i niebieska. Owe trzy kanały mogą być dowolnie wybranymi kanałami spośród wszystkich dostępnych w danym typie zobrażowania. Jednocześnie, górna oraz prawa krawędź prezentowanego obrazu przedstawiają zmienność spektralną wzdłuż wyznaczonych przez nie linii. Odpowiednio dobrana lokalizacja przestrzenna tych krawędzi pozwala na zauważenie istotnych różnic współczynników odbicia spektralnego między poszczególnymi elementami pokrycia terenu, co może posłużyć jako cenna wskazówka do dalszej interpretacji obrazu. Opisane działania mogą być wykonywane stosunkowo szybko dzięki zastosowaniu nowoczesnych technologii komputerowych w znacznym stopniu przyspieszających przeprowadzanie niezbędnych obliczeń.

Wielowymiarowa wizualizacja danych została również przeprowadzona w samej przestrzeni spektralnej. Dzięki specjalnym narzędziom zawartym w pakiecie oprogramowania ENVI-IDL możliwa była analiza położenia punktów (pikseli) w n-wymiarowej przestrzeni zdefiniowanej przez poszczególne kanały spektralne i ich zakresy wartości. Spektrum elektromagnetyczne jest tu definiowane jako n-wymiarowy wykres rozproszenia, w którym n oznacza liczbę kanałów spektralnych. Analiza położenia punktów w tak zdefiniowanej przestrzeni pozwoliła na wyznaczenie obszarów o względnie jednorodnej charakterystyce spektralnej. Po przeniesieniu z przestrzeni spektralnej do przestrzeni współrzędnych kartograficznych obszary te zostały wykorzystane do określenia i oceny pól treningowych w procesie klasyfikacji nadzorowanej. Rycina 12 przedstawia przykładową, wielowymiarową przestrzeń spek-



Ryc. 12. Prezentacja danych w 3-wymiarowej przestrzeni spektralnej. Poszczególne obrazki reprezentują widok stopniowo przekręcanego układu współrzędnych.

Fig. 12. 3-dimensional presentation of spectral data. The coordinate system of the space is slightly rotated on each image.

tralną widzianą z różnych stron. Dla celów poglądowych zostały tu użyte tylko 3 kanały tworzące przestrzeń 3-wymiarową. Dodatkowo oznaczono różnymi kolorami (czerwony, zielony i niebieski) trzy skrajne położenia w prezentowanej przestrzeni spektralnej. Na kolejnych obrazkach (od 1 do 20) układ współrzędnych tej przestrzeni jest obracany, dzięki czemu jest ona widoczna za każdym razem z innej strony, umożliwiając w ten sposób identyfikację obszarów jednolitych spektralnie.

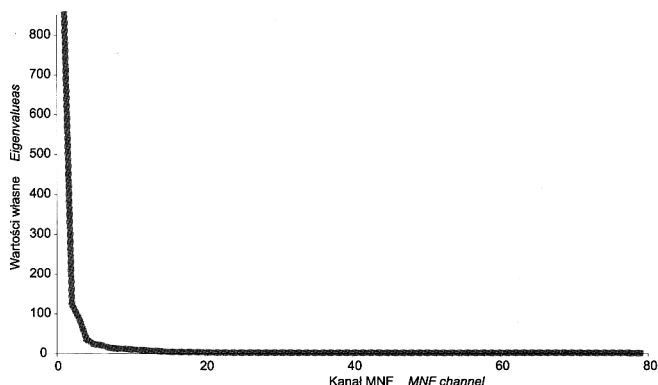
W niniejszych badaniach opisany proces wizualizacji i analizy przestrzeni spektralnych przeprowadzono dla obrazów z obu skanerów. Analiza ta miała szczególne znaczenie w przypadku zdjęć ze skanera ROSIS, ponieważ przy ich klasyfikacji niemożliwe było wykorzystanie krzywych spektralnych pobranych w terenie, ze względu na brak korekcji atmosferycznej. Dlatego też opisany wyżej proces został wykorzystany jako narzędzie do określenia położenia pikseli czystych (jednorodnych) spektralnie.

Kompresja danych hiperspektralnych (MNF – Minimum Noise Fraction)

Nazwa hiperspektralne w odniesieniu do materiałów oznacza, że ze spektralnego punktu widzenia jest ich aż nad to (Boardman, 1995). Ogromna ilość danych spektralnych i wysoka korelacja pomiędzy kanałami powoduje redundancję informacji. Przy dużej ilości zakresów i złożoności danych potrzeba jest dużo więcej pól treningowych,

by odpowiednio zdefiniować statystykę dla danej klasy (Riedmann i Milton, 2003). Liczba pikseli w sygnaturach spektralnych dla wyznaczanych klas powinna być od 10 do 100 razy większa niż liczba kanałów wykorzystanych do klasyfikacji bazującej na parametrach statystycznych (Swain i Davis, 1978). Gdy powyższy warunek nie jest spełniony dokładność klasyfikacji maleje. W przypadku danych hiperspektralnych, zachowanie proporcji pomiędzy liczbą pikseli testowych a ilością kanałów, stwarza znaczne trudności. Taka sytuacja powoduje, że często można zaobserwować tzw. przypadek Hughes'a (ang. *Hughes phenomenon*), kiedy zwiększanie liczby zmiennych niosących dodatkowe informacje, nie wpływa na poprawę dokładności klasyfikacji (Hughes, 1968). Kluczowym problemem staje się konieczność zredukowania liczby kanałów lub wyodrębnienia najlepiej nadających się do analizy cech w taki sposób, aby nie stracić rozłączności klas.

Transformacja MNF składa się z dwóch kaskadowych transformacji na składowe główne (PCA – Principal Components Analysis). Pierwszy etap polega na dekorelacji szumu zawartego w danych hiperspektralnych, czego rezultatem jest oddzielenie tego szumu od danych posiadających istotną część informacji. W następnym etapie przeprowadzana jest analiza składowych głównych, która polega na takim przekształceniu oryginalnego układu współrzędnych spektralnych, aby nowa oś główna przebiegała wzdłuż największej wariancji danych. Kolejne osie



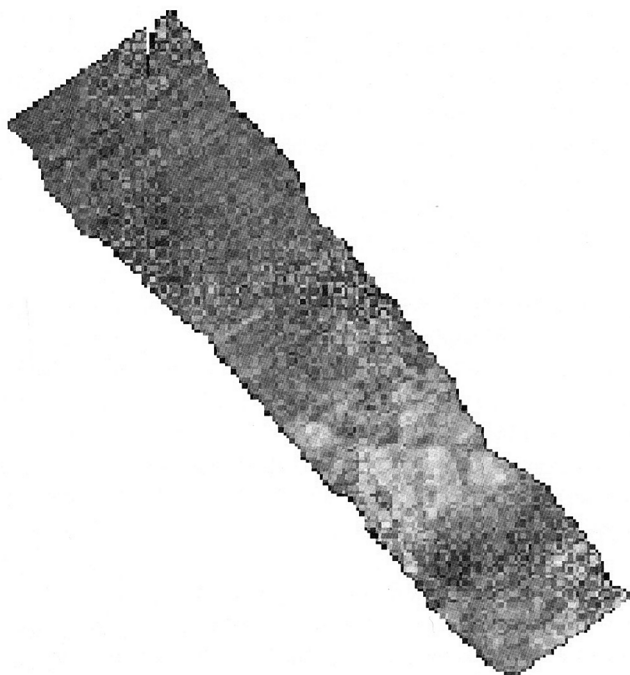
Ryc. 13. Wykres wartości własnych odpowiadających poszczególnym kanałom obrazu po przekształceniu MNF.

Fig. 13. Eigenvalues created during MNF transformation.

nowego układu współrzędnych są do siebie prostopadłe, zapewniając w ten sposób brak korelacji między nowymi kanałami. Na podstawie obliczonej w trakcie całego procesu macierzy kowariancji określone są wartości własne (ryc. 13) reprezentujące zawartość informacji w poszczególnych kanałach. Analizując te wartości można określić przydatność każdego z nowych kanałów w zależności od ilości nowej informacji jaką z sobą niesie. Z poniższego rysunku wynika, że zdecydowana większość nieskorelowanej informacji spektralnej mieści się w pierwszych kilkunastu kanałach. Dlatego też w dalszych analizach tylko te kanały były brane pod uwagę.

Analiza jakości poszczególnych kanałów

Pierwszym krokiem do zredukowania liczby kanałów była wizualna ocena jakości obrazu w poszczególnych za-

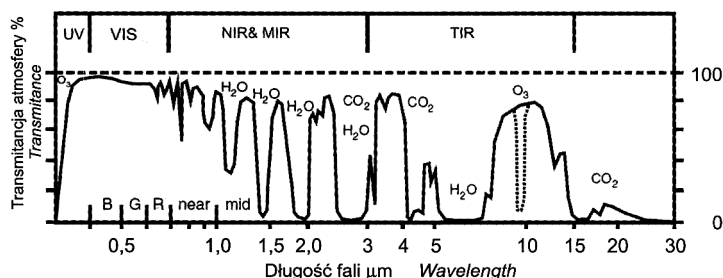


Ryc. 14. Przykład kanału o złej jakości (kanał 41, 1,958 μm).
Fig. 14. Examples of bad quality band # 41 (1,958 μm).

kresach. Kanały były kwalifikowane do odrzucenia z dalszej analizy, gdy występował wyraźny brak ciągłości obrazu (ryc. 14).

Zaburzenia i błędy w zapisie zostały zaobserwowane w kanałach, które rejestrują promieniowanie w zakresie podczerwieni (0,7–2,5 μm), gdzie występuje absorpcja przez składniki atmosfery: parę wodną, dwutlenek węgla (CO_2) i tlen (O_2) (ryc. 15), które mogły wpłynąć na jakość danych. Ponadto błędy są obserwowane w zakresie światła widzialnego – niebieskiego, które jest podatne na silne rozpraszanie przez składniki atmosfery.

Z dalszej analizy wykluczono 32 kanały z obrazowania ze skanera DAIS w zakresie średniej podczerwieni (1,948–2,395 μm , kanały nr 41–72), a w przypadku zobrazowania z ROSISA 5 kanałów w zakresie światła niebieskiego (0,430–0,446 μm , 1–5).



Ryc. 15. Regiony spektrum elektromagnetycznego podatne na absorpcję przez składniki atmosfery.

Fig. 15. Atmospheric absorption features.

Analiza macierzy korelacji

Dla wybranych do analizy obrazów i zestawu kanałów wyliczono parametry statystyczne, spośród których przeanalizowana została macierz korelacji w celu dokonania dalszej redukcji liczby kanałów poprzez wyodrębnienie zakresów najmniej ze sobą skorelowanych. Pierwszy etap pracy z macierzą korelacji polegał na wybraniu z zakwalifikowanych do tej części analizy kanałów, które miały najmniejsze wartości współczynnika korelacji dla pasa oraz fragmentu pasa DAISA (odpowiednio – 6, 8, 39, 40 i 2, 6, 8, 24, 25), dla pasa i fragmentu pasa ROSISA (odpowiednio – 6, 68, 101 i 6, 62, 68, 69, 101).

Z zestawu 47 kanałów ze skanera DAIS, zarówno w przypadku całego pasa zobrazowania, jak i wyciętego fragmentu, utworzono 4 obrazy składające się z pasm zarejestrowanych w widmie widzialnym VIS (zakres: 0,502–0,695 μm , kanały nr 1–12), NIR – bliskiej podczerwieni (0,711–1,033 μm , kanały nr 13–32) i MIR – średniej podczerwieni (1,542–1,755 μm , kanały nr 33–40). W przypadku skanera ROSISA z 96 wybranych pasm powstały dwa obrazy z kanałami rejestrującymi światło widzialne (450–698 nm, kanały nr 6–68) i bliską podczerwień (702–830 nm, kanały nr 69–101) w odniesieniu do pasa zobrazowania, jak i fragmentu zdjęcia. Po wykonaniu powyższego podziału ponownie przeprowadzono analizę nowo utworzonych macierzy korelacji, wybierając najmniej skorelowane ze sobą kanały, które przedstawia ta-

Tabela 2. Kanały wybrane do klasyfikacji na podstawie analizy macierzy korelacji.

Table 2. Spectral bands used in classification on the basis of correlation matrix.

DAIS						ROSIS			
VIS		NIR		MIR		VIS		NIR	
Numer kanału/zakres [µm]						Number of channel/range			
Pas zobrazowania p05						Image stripe			
2	0,514	13	0,710	33	1,539	6	0,450	69	0,702
6	0,586	14	0,727	34	1,570	7	0,454	70	0,706
8	0,623	15	0,744	38	1,699	8	0,459	71	0,710
12	0,693	22	0,869	39	1,727	10	0,466	72	0,714
		26	0,938	40	1,756	31	0,550	94	0,802
						32	0,554	95	0,806
						67	0,694	101	0,830
						68	0,698		
Fragment pasa p05 (około 9,5 km ²) przedstawiający rejon Doliny Gąsienicowej						Fragment pasa przedstawiający rejon Doliny Gąsienicowej			
Part of stripe p05 (about 9,5 km ²) showing area of Gąsienicowa Valley						Part of stripe showing area of Gąsienicowa Valley			
2	0,514	13	0,710	33	1,539	6	0,450	69	0,702
6	0,586	14	0,727	39	1,727	7	0,454	70	0,706
8	0,623	24	0,904	40	1,756	8	0,460	71	0,710
12	0,693	25	0,921			32	0,554	96	0,810
		26	0,938			61	0,670	100	0,826
						62	0,674	101	0,830
						63	0,678		
						68	0,698		

abela 3. W przypadku analizy macierzy korelacji kanałów zdjęcia ze skanera ROSIS okazało się, że podział na zakresy rejestrujące światło widzialne i bliską podczerwień pozwala wyodrębnić takie same zakresy jak podczas analizy macierzy korelacji wyliczonej dla wszystkich zakresów razem. Takie same wyniki uzyskano wprowadzając bardziej szczegółowy podział na zakresy niebieski, zielony i czerwony, przyjmując za przedziały odpowiednio 450–498 nm (kanały nr 6–18), 502–598 nm (kanały nr 19–43) i 602–698 nm (kanały nr 44–68) ze względu na bardzo wysoką korelację między kanałami. Minimalne wartości współczynnika korelacji w przypadku analizy fragmentu zdjęcia dla VIS wynosiły 0,854–0,940, a dla NIR – 0,872–0,959.

Wyodrębnienie kanałów o najmniejszych wartościach współczynnika korelacji pozwoliło na zredukowanie danych do 15 kanałów DAISa i ROSISa, które zostaną wykorzystane w procesie klasyfikacji.

Analiza składowych głównych

Analiza składowych głównych (Principal Component Analysis – PCA) jest jedną z metod kompresji danych. Umożliwia zmniejszenie wymiarowości danych wejściowych poprzez poddanie ich liniowej transformacji, w wyniku której powstają nowe zmienne – składowe główne (Principal Components). Nowo powstałe składowe główne są nieskorelowane i niezależne. W pierwszej składowej głównej zawarta jest maksymalna wariancja dla każdej liniowej kombinacji oryginalnych kanałów, w drugiej największa wariancja dla każdej osi prostopadłej do pierwszej składowej głównej, itd., dzięki temu w kilku pierwszych składowych głównych zawiera się blisko 100% wariancji danych wejściowych (Richards, 1993).

PCA wykonano na zestawach składających się z pasm zarejestrowanych przez skaner DAIS: w widmie widzialnym (zakres: 0,502–0,695 µm, kanały nr 1–12), bliskiej podczerwieni (0,711–1,033 µm, 13–32), średniej podczerwieni (1,542–1,755 µm, 33–40) i podczerwieni termalnej (4,299 µm, 73–79) i przez skaner ROSIS: w widmie widzialnym (0,450–0,698 µm, 6–68) i bliskiej podczerwieni (0,702–0,830 µm, 69–101). PCA zastosowano dla całego pasa zobrazowania i fragmentu z DAISa oraz dla mozaiki pasów i fragmentu zdjęcia z ROSISa. W wyniku transformacji w poszczególnych plikach otrzymano liczbę składowych głównych odpowiadającą liczbie kanałów wejściowych. Z otrzymanych składowych głównych wybrano te, które reprezentują największą wariancję i utworzono z nich pojedyncze pliki dla każdego zestawu danych (tab. 3).

Metody klasyfikacji obrazów

Głównym celem automatycznej klasyfikacji obrazów teledetekcyjnych jest szybkie i dokładne kartowanie pokrycia terenu. W prezentowanej pracy zostały podjęte próby przeprowadzenia klasyfikacji obrazów hiperspektralnych za pomocą różnych metod i algorytmów. Celem była identyfikacja wybranych gatunków roślinnych (oraz stworzonych przez nie zbiorowisk), a także stworzenie mapy pokrycia badanego obszaru.

Powszechnie stosowane, tradycyjne metody klasyfikacji nadzorowanej, takie jak metoda największego prawdopodobieństwa czy najmniejszej odległości, nie znajdują zastosowania w analizach hiperspektralnych ze względu na wysoką korelację dużej ilości kanałów spektralnych. Nie wykorzystują one również w pełni terenowych pomiarów spektrometrycznych wykonywanych

Tabela 3. Składowe główne wybrane do klasyfikacji: a). pas zobrazowania DAISa; b). fragment obrazu z DAISa.
 Table 3. Principal Components: a) whole DAIS data stripe; b) part of DAIS data stripe.

Nr składowej głównej Nr of principal component	VIS		NIR		MIR		TIR	
	Wartość składowej głównej Value of principal component	Skumulowany % zróżnicowania Accumulated % of variability	Wartość składowej głównej Value of principal component	Skumulowany % zróżnicowania Accumulated % of variability	Wartość składowej głównej Value of principal component	Skumulowany % zróżnicowania Accumulated % of variability	Wartość składowej głównej Value of principal component	Skumulowany % zróżnicowania Accumulated % of variability
a)								
1	30079,75	98,09485	301959,62	99,5869518	100776,22	99,796850	55846244,42	99,98564971
2	468,62	99,49573	698,56	99,8058181	124,09	99,904376	6426,63	99,99551206
3	77,00	99,70498	385,32	99,9201887	48,13	99,940120	860,70	99,99661275
4	21,98	99,75874	112,33	99,9516778	15,48	99,949702	327,09	99,99694739
5	10,71	99,78203	22,21	99,9575381	7,71	99,953521	193,17	99,99709560
6	2,09	99,78600	12,18	99,9605497	4,72	99,955273	108,54	99,99715113
7	2,04	99,78933	4,97	99,9616969	2,85	99,955980	99,12	99,99732859
8	0,58	99,79012	4,06	99,9625677	2,16	99,956247		
9	0,37	99,79052	2,94	99,9631504				
10	0,33	99,79079	2,03	99,9635190				
11	0,25	99,79092	1,72	99,9638024				
12	0,23	99,79099	1,59	99,9640384				
13			1,23	99,9642009				
14			0,87	99,9643019				
15			0,55	99,9643564				
16			0,52	99,9643989				
17			0,43	99,9644271				
18			0,37	99,9644454				
19			0,28	99,9644548				
20			0,25	99,9644590				
b)								
1	43423,25	98,50122933	311115,14	98,93851674	111148,90	99,457510108	1309713,89	99,03684
2	423,01	99,38083061	2335,58	99,64412403	452,22	99,811583268	6521,72	99,45954
3	102,47	99,57452590	613,46	99,81970456	63,01	99,853869545	3831,08	99,66646
4	81,35	99,71292000	259,23	99,88977794	33,57	99,872642717	1068,29	99,71263
5	34,46	99,76502546	38,77	99,89964240	22,23	99,882587453	655,17	99,73386
6	8,51	99,77628456	19,33	99,90425386	17,22	99,888364458	433,03	99,74321
7	4,74	99,78165555	14,87	99,90756424	10,11	99,890625282	228,09	99,74568
8	2,04	99,78358414	12,12	99,91006853	7,91	99,891510027		
9	1,35	99,78460547	11,74	99,91230807				
10	1,03	99,78518900	7,11	99,91355147				
11	0,94	99,78554285	6,39	99,91579102				
12	0,84	99,78570073	4,91	99,91649368				
13			3,43	99,91693041				
14			2,98	99,91726195				
15			1,73	99,91742747				
16			1,67	99,91756024				
17			1,42	99,91765040				
18			1,28	99,91771127				
19			0,95	99,91774152				
20			0,89	99,91775560				

z ogromną dokładnością spektralną i zapewniających dużą liczbę wąskich kanałów spektralnych. Dlatego też bardziej odpowiednie wydaje się wykorzystanie metod stworzonych głównie z myślą o danych hiperspektralnych. W niniejszych badaniach przeprowadzono klasyfikację zaawansowanymi metodami: Spectral Angle Mapper (SAM), Matched Filtering (MF) oraz Mixture-Tuned Matched Filtering (MTMF). Wyróżniono 8 klas pokrycia terenu: woda, skały, kosodrzewina, kosmatka, śmiecie, sit, trzcinnik oraz psia trawka. Wydaje się, że otrzymane wyniki mogłyby być bardziej zadowalające, w związku z czym trwają dalsze prace nad udoskonaleniem procesu automatycznej klasyfikacji. Wynika to z faktu szczególnego charakteru krzywych spektralnych pokrycia roślinnego. Ich współliniowość (ryc. 4) zdecydowanie utrudnia proces dekompozycji poszczególnych pikseli, co z kolei wpływa na negatywne wyniki automatycznej klasyfikacji tego typu pokrycia terenu. Koncepcja metod klasyfikacji obrazów hiperspektralnych zakłada zróżnicowanie krzywych spektralnych odpowiadających poszczególnym obiektom, a także istnienie elementów charakterystycznych, tzw. *features*, które w sposób jednoznaczny mogą zidentyfikować dany obiekt. Takie podejście jest z powodzeniem stosowane w procesie kartowania minerałów, gdzie poszczególne ich typy, ze względu na względnie silne różnice w składzie chemicznym, posiadają charakterystyczny dla siebie przebieg krzywych spektralnych. W przypadku roślinności różnice te są zbyt subtelne, aby móc używać wymienionych metod klasyfikacji w takiej formie, w jakiej są one stosowane do innych obiektów. Dlatego konieczne są dalsze prace, których celem będzie takie opracowanie i udoskonalenie już istniejących algorytmów, aby można je było zastosować do mało zróżnicowanych krzywych spektralnych.

Klasyfikacja nienadzorowana

Klasyfikacja nienadzorowana jest rodzajem zautomatyzowanej kategoryzacji, która prowadzi do powstania określonej przez użytkownika liczby klas. Proces klasyfikacji odbywa się automatycznie poprzez grupowanie pikseli jednorodnych spektralnie w tzw. klastry.

O wynikach klasyfikacji nienadzorowanej decyduje charakter danych, gdyż w procesie tym nie są uwzględniane dodatkowe informacje, mówiące o położeniu badanego terenu, jego rzeźbie, sposobie użytkowania, pokrywie glebowej, roślinnej i hydrografii. Udział użytkownika ogranicza się do określenia liczby klas, które mają zostać wydzielone, a następnie do określenia, jaki rodzaj pokrycia terenu reprezentują. Trening nienadzorowany jest użyteczny, gdy klasy wynikowe mogą zostać jednoznacznie zinterpretowane, stosuje się go także, gdy ma służyć do wstępnej oceny materiałów (Domański, 1998).

Klasyfikacja nadzorowana

Klasyfikacja nadzorowana to proces, w którym piksele także są przydzielane do skończonej liczby klas na podstawie wzorców określonych przez eksperta, który posiada

wiedzę na temat danych i rodzajów pokrycia terenu, które chce wydzielić. Od niego zależy wybór pól treningowych, czyli grup pikseli o danej wartości odbicia spektralnego, reprezentujących obiekty na powierzchni terenu, mające określone cechy. Pola treningowe wybrane na podstawie wiedzy użytkownika, badań terenowych, map i innych materiałów służą jako wzorce klas, które mają zostać wydzielone na obrazie w procesie.

Klasyfikacja nadzorowana została przeprowadzona następującymi metodami:

- przestrzeni spektralnej (ang. *feature space*),
- najmniejszej odległości (ang. *minimum distance*),
- odległości Mahalanobisa (ang. *Mahalanobis distance*),
- największego prawdopodobieństwa (ang. *maximum likelihood*) (Domański, 1998).

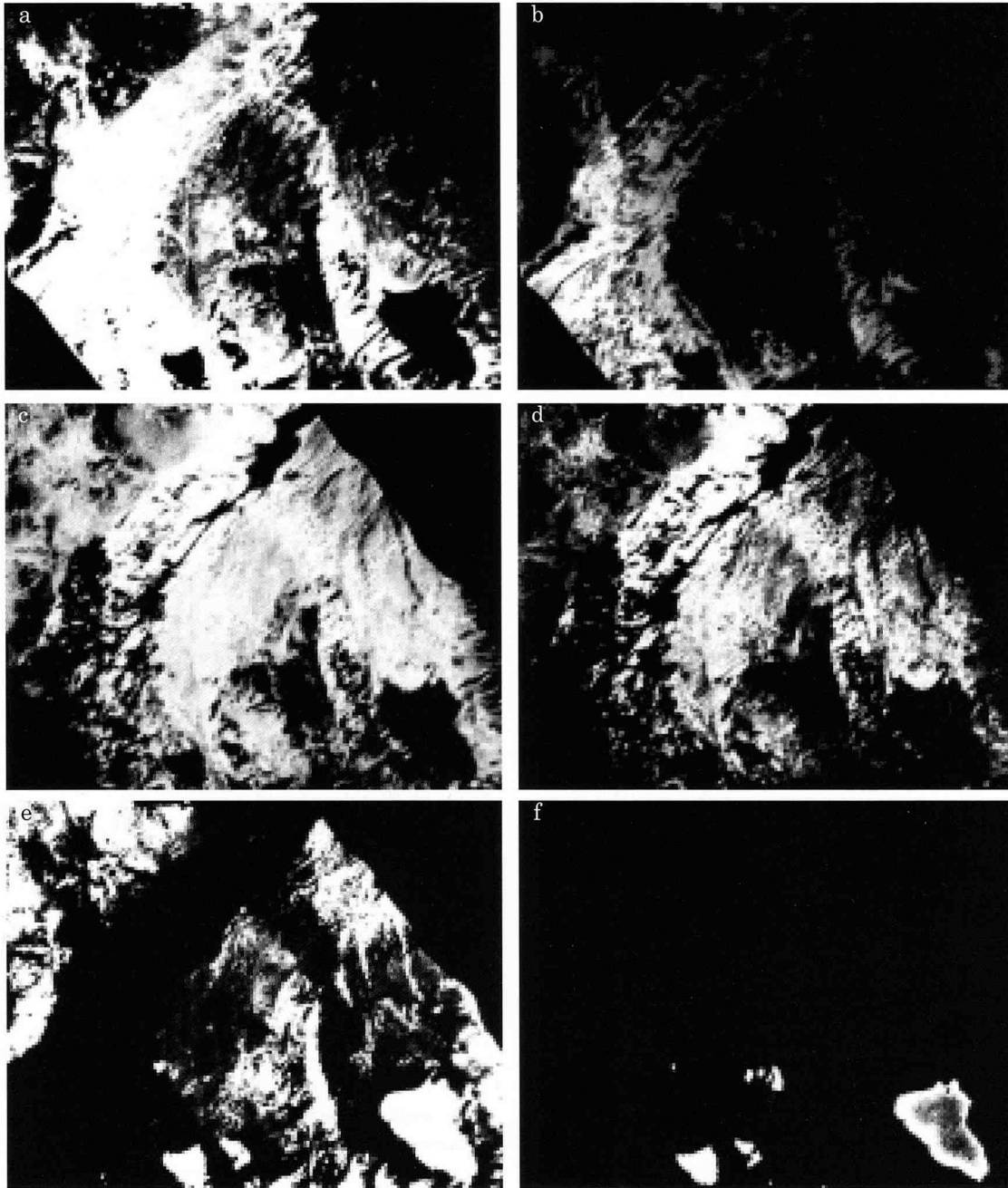
Metoda Spectral Angle Mapper (SAM)

Klasyfikacja SAM to automatyczna metoda polegająca na porównaniu wektorów spektralnych każdego piksela na analizowanym obrazie z wektorami spektralnymi odpowiadającymi obiektom czystym spektralnie, tzw. *endmemberom* (ang. *endmembers*), które będą reprezentowały wynikowe klasy. Obliczany jest kąt spektralny (bądź też odległość spektralna) pomiędzy każdą parą wektorów i na tej podstawie tworzone są obrazy, dla każdej klasy oddzielnie, przedstawiające ową odległość dla każdego piksela. Analizując obrazy będące wynikiem tej klasyfikacji należy kierować się wartościami poszczególnych pikseli świadczącymi o ich podobieństwie do danej klasy reprezentowanej przez obraz wynikowy. Im niższa wartość danego piksela, tym to podobieństwo jest większe, a więc większe jest również prawdopodobieństwo, że ów piksel zostanie przydzielony do danej klasy.

Rycina 16 przedstawia wyniki przeprowadzenia klasyfikacji metodą *spectral angle mapper* dla obszaru okolic Doliny Gąsienicowej w Tatrach. Ryciny 16a, c i e przedstawiają bezpośrednie wyniki otrzymane dzięki zastosowaniu algorytmu SAM dla odpowiednio kosmatki brunatnej, kosodrzewiny oraz stawów. Na rycinie 16b, d i f przedstawione są natomiast odpowiednio dla tych samych obiektów modyfikacje tych obrazów polegające na wyznaczeniu minimalnego progu, od którego piksele będą traktowane jako należące do danej klasy. Efektem jest uzyskanie obrazów lepiej charakteryzujących przestrzenne rozmieszczenie danych obiektów.

Metoda Matched Filtering (MF)

Jest to metoda, która nie wymaga od użytkownika wiedzy o wszystkich spektralnie czystych obiektach występujących na badanym obszarze. Algorytm tej klasyfikacji maksymalizuje odpowiedzi znanych obiektów tłumiąc jednocześnie odpowiedzi spektralne tzw. tła, a więc pochodzące od obiektów nieuwzględnionych w bibliotece spektralnej.



Ryc. 16: Wynik klasyfikacji metoda „spectral angle mapper” dla kosmatki brunatnej (a i b), kosodrzewiny (c i d) oraz stawów (e i f)..

Fig. 16. The results of the Spectral Angle Mapper classification for *Luzuletum alpino-pilosae* community (a and b), mountain pine shrubs (c and d) and waters (e and f).

Klasyfikacje zdjęć hiperspektralnych za pomocą sztucznych sieci neuronowych

Roślinność charakteryzuje się wysoką heterogenicznością odbicia spektralnego: identyfikacja niektórych zbiorowisk roślinnych jest trudna jedynie na podstawie charakterystyk spektralnych. Przykładowo, odbicie spektralne roślinności rejestrowane na materiałach lotniczych i satelitarnych jest wypadkową odbicia samej roślinności zielonej, nefotosyntetyzujących części roślin (gałęzie, suche liście), cienia oraz podłoża. Wszystkie te elementy, będące integralną częścią zbiorowisk roślinnych utrudniają ich rozpoznanie w przypadku, gdy zakłada się homogeniczność charakterystyk spektralnych zbiorowisk

roślinnych. W związku z powyższym roślinność charakteryzuje się dużą zmiennością sygnału budujących ją obiektów, co sprawia, że rozkład jasności pikseli reprezentujących tę klasę znacznie różni się od rozkładu normalnego. Metoda wykorzystująca sztuczne sieci neuronowe jest niezależna od parametrów statystycznych charakteryzujących klasę i daje możliwość dołączenia dodatkowej informacji o teksturze. Jest ona wręcz predestynowana do klasyfikacji takich form pokrycia terenu jak zbiorowiska roślinne.

Tekstura jest jedną z głównych cech rozpoznawczych wykorzystywanych podczas interpretacji wizualnej zdjęcia. Dołączenie tej informacji do automatycznej klasyfikacji jest możliwe zarówno przy metodzie wykorzystującej

sztuczne sieci neuronowe jak i przy metodzie największego prawdopodobieństwa z tą różnicą, że w przypadku metody największego prawdopodobieństwa rozkład χ^2 , którym charakteryzują się dane teksturalne wprowadza pewien błąd do wyników ostatecznych. W celu uniknięcia tego typu błędów stosuje się metody nieparametryczne tj. np. metodę wykorzystującą sztuczne sieci neuronowe.

Do klasyfikacji form pokrycia terenu na zdjęciu wykonanym przez skanery DAIS i ROSIS wykorzystano typ sieci wielowarstwowej jednokierunkowej (wielowarstwowy perceptron) uczony w sposób nadzorowany metodą wstecznej propagacji błędów. Uczenie sieci neuronowych zostało wykonane w symulatorze programowym sztucznych sieci neuronowych opracowanym na Uniwersytecie w Stuttgarcie (SNNS – Stuttgart Neural Network Simulator). Symulator ten jest dostępny bezpłatnie w Internecie.

Metodyka zastosowania sztucznych sieci neuronowych do klasyfikacji obrazów satelitarnych z punktu widzenia pokrycia terenu wymagała przeprowadzenia licznych eksperymentów z przygotowaniem wzorców do uczenia sieci i wprowadzania ich do symulatora SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator). Jako wzorzec do uczenia sztucznych sieci neuronowych rozpoznawania form pokrycia terenu posłużyła mapa roślinności rzeczywistej Tatr w skali 1:10 000 opracowana przez A. Kozłowską (niepubl.) oraz pomiary terenowe wykonane w latach 2002–2004. Po przeprowadzeniu analizy zawartości informacyjnej poszczególnych kanałów spektralnych zarejestrowanych przez skaner DAIS i ROSIS wybranych zostało 15 kanałów najmniej ze sobą skorelowanych. Zostały one wykorzystane w procesie klasyfikacji z wykorzystaniem sztucznych sieci neuronowych.

Plik wejściowy składał się z danych spektralnych z 15 kanałów zarejestrowanych skanerami DAIS, odpowiadających wartościom odbicia spektralnego w zakresie: 0,502–0,695 μm (kanały nr 1–12), bliskiej podczerwieni (0,711–1,033 μm , 13–32), średniej podczerwieni (1,542–1,755 μm , 33–40) i podczerwieni termalnej (4,299 μm , 73–79) oraz szesnastego kanału od-



Ryc 17. Kolorem białym zaznaczona została kolejna jednostka form pokrycia terenu (wartość 1).

Fig. 17. Reference layer of the land cover unit (white areas represent value 1).

powiadającemu szesnastoelementowemu wektorowi, powstałemu z kolejnych form pokrycia terenu zapisanych w oddzielnych, jednobitowych rastrach, gdzie wartości „0” odpowiadają wszystkim pozostałym formom pokrycia, a wartość „1” reprezentuje klasyfikowaną jednostkę (np. woda, kosodrzewina, borówczyska). W kolejnym podejściu wykonano klasyfikację 80 kanałów ROSIS oraz wzorców. Zadaniem sieci jest więc nauczenie się rozpoznawania pikseli opisanych wartością 1 (ryc. 17).

W celu określenia przydatności metody sztucznych sieci neuronowych do klasyfikacji zdjęć hiperspektralnych, przeprowadzono szereg prób klasyfikacyjnych dla poszczególnych form pokrycia terenu. W niniejszym sprawozdaniu przedstawiona zostanie klasa „kosodrzewina”. Wynika to z identycznej metodyki klasyfikacji, jak w przypadku pozostałych form oraz ze względu na fakt, iż jest to klasa obejmująca największy obszar, występuje w różnych formacjach i wysokościach bezwzględnych nad poziomem morza, a także bardzo dobrych wyników, jakie uzyskano. Znaleziona struktura sieci klasyfikująca poprawnie tę klasę z dużym prawdopodobieństwem dała zadowalające wyniki podczas uczenia pozostałych klas.

Dokładność klasyfikacji

Oszacowanie dokładności przeprowadzonej klasyfikacji polega na porównaniu otrzymanej warstwy tematycznej z danymi referencyjnymi. Materiały do oceny jakości map powinny być pozyskane w terenie, jednak częściej korzysta się z ze zbioru punktów losowo wybranych na obrazie źródłowym, czyli tzw. pikseli odniesienia (Congalton, 1991).

W niniejszym opracowaniu na potrzeby analizy wyników wykorzystano informacje zebrane w terenie i na ich podstawie wybrane zostały losowo punkty służące do porównania ze sklasyfikowanymi pikselami (Richards, 1996).

Najczęściej stosowaną metodą oszacowania dokładności klasyfikacji jest macierz błędów, w której określane są zarówno błąd pominięcia (ang. *producer's accuracy*), jak i przeszacowania (ang. *user's accuracy*) oraz całkowita dokładność klasyfikacji. Błąd pominięcia mówi, jaki procent pikseli, które zgodnie z danymi referencyjnymi należą do danej klasy, został zaklasyfikowany do innych klas. Błąd przeszacowania informuje o tym, jaki jest udział pikseli prawidłowo przypisanych do danej klasy wśród wszystkich, które zostały do niej zaklasyfikowane. Całkowita dokładność klasyfikacji jest stosunkiem pikseli poprawnie zaklasyfikowanych do całkowitej liczby pikseli rozpatrywanych w macierzy błędów (Congalton, 1991).

Aby prawidłowo określić dokładność, należy zwrócić uwagę na liczbę pikseli zaklasyfikowanych do poszczególnych klas i w związku z tym konieczne jest zastosowanie liczby pikseli odniesienia proporcjonalnej do liczebności każdego wydzielenia (Richards, 1996). Punkty referencyjne do oszacowania dokładności klasyfikacji zostały wybrane metodą losowania warstwowego proporcjonalnego, spełniającego warunek, że liczba pikseli odniesienia jest zależna od wielkości klas, a przy tym dla

danej klasy ich liczba jest nie mniejsza niż 20% wszystkich pikseli do niej przypisanych.

Wraz z wynikami uzyskanymi z macierzy błędów podawana jest wartość współczynnika zgodności Kappa (κ), który wyraża proporcjonalną redukcję błędów powstałych podczas klasyfikacji w odniesieniu do błędów, jakie wynikają z klasyfikacji wykonanej przypadkowo.

Po zakończeniu prac klasyfikacyjnych kolejną weryfikacją uzyskanych dokładności nastąpiła w terenie. W trakcie marszrutu oceniona została prawidłowość wydzieleni oraz kształt sklasyfikowanych poligonów. Dodatkowo w trakcie tego etapu nastąpił wybór dodatkowych poligonów testowych do kolejnej weryfikacji dokładności wydzieleni (tab. 4.).

Tabela 4. Przykładowa dokładność klasyfikacji metodą największego prawdopodobieństwa danych po transformacji PCA.

Table 4. Accuracy assessment of Maximum Likelihood classification over PCA-derived data.

Klasa Class	Błąd pominięcia Omission error	Błąd przeszacowania Comission error
Kosodrzewina <i>Dwarf mountain pine</i>	55,64	97,37
Las <i>Forest</i>	97,92	62,67
Murawy <i>Alpine meadows</i>	88,24	36,59
Skąły <i>Rocks</i>	79,31	82,14
Stawy <i>Lakes</i>	90,91	83,33
Cienie <i>Shadows</i>	80,00	63,16
Szlaki turystyczne <i>Tourist trail</i>	100,00	66,67
Całkowita dokładność: 71,76 Overall accuracy	Współczynnik zgodności Kappa: 0,69 <i>Kappa coefficient</i>	

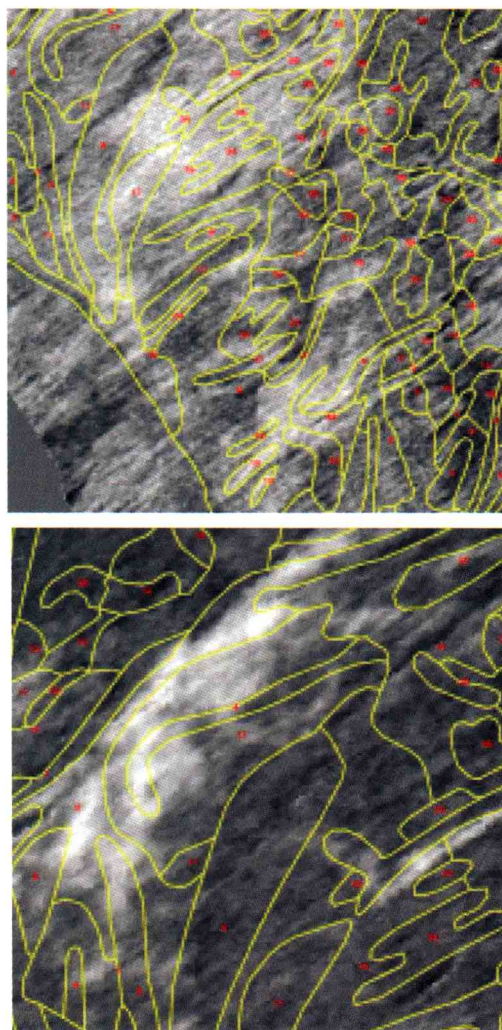
Wyniki

Na chwilę obecną nie posiadamy finalnych wyników łączenia poszczególnych klas form pokrycia terenu. Przewidujemy, że proces scalania wyników poszczególnych klasyfikacji i tworzenia map końcowych, czyli pokrycia ba-

Tabela 5. Ocena jakościowa klasyfikacji wybranych form pokrycia terenu, przy progu 0,4–0,7 (w %).

Table 5. Accuracy assessment of the choised land covers, threshold values 0,4–0,7 (in %).

Próg Threshold	0,4	0,5	0,6	0,7
Kosodrzewina <i>Dwarf mountain pine</i>	15,13	14,55	14,85	16,95
Ściany skalne <i>Rocky walls</i>	13,45	13,02	14,01	15,64
Borówki <i>Vaccinium sp.</i>	13,95	15,67	15,59	14,06
Sit skucina <i>Juncus Trifidus</i>	17,85	16,94	16,02	16,50
Murawy naskalne <i>Vegetation fragments on rocky shelves</i>	29,87	30,04	31,08	28,64%



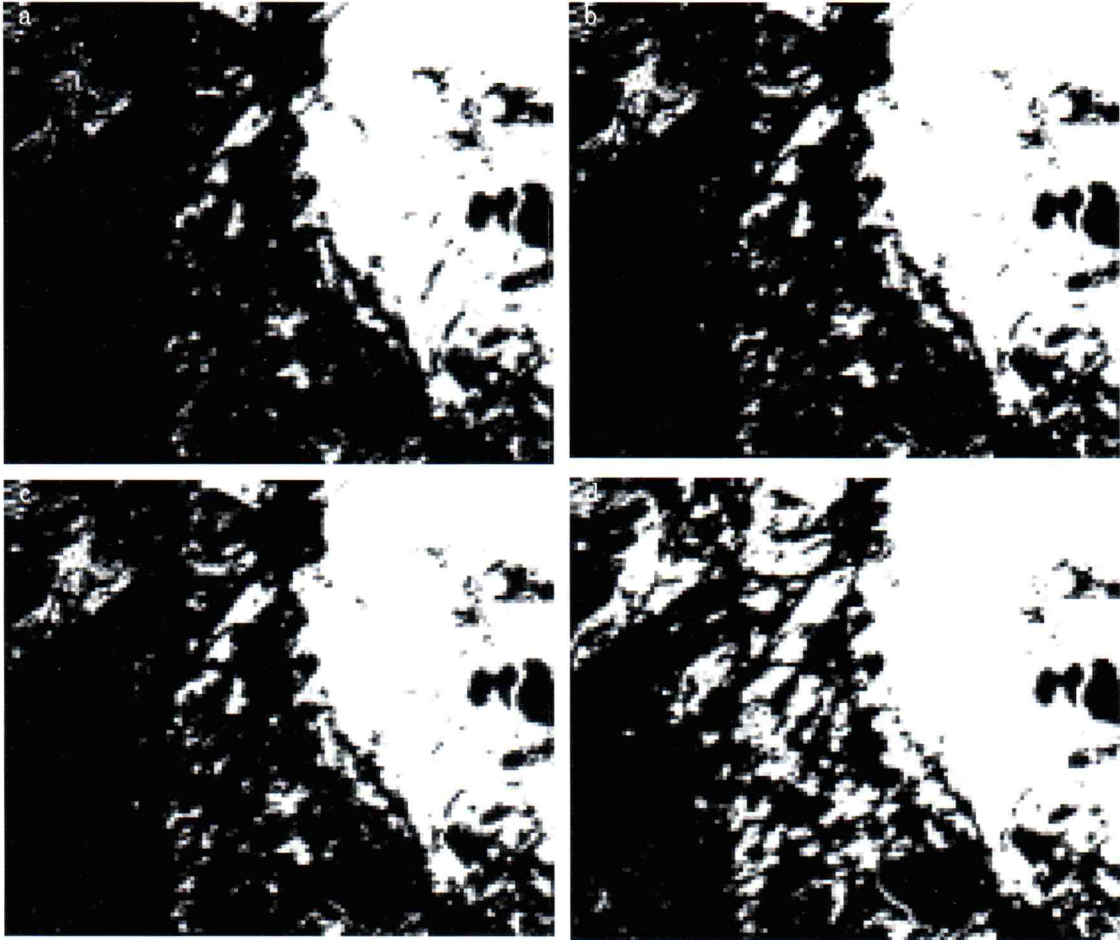
Ryc. 18. Występowanie zbiorowisk situ skuciny (a) oraz borówczysk (b). Wynik klasyfikacji subpikselowych (białą barwą zaznaczone zostały płyty omawianych zbiorowisk).

Fig. 18. The results of Linear Spectral Unmixing of the *Juncetum trifidi* (a) and the *Vaccinium myrtillus* community (b) (white areas).



Ryc. 19. Wzorcowa warstwa informacyjna zawierająca informacje o rozmieszczeniu kosówki (biała barwa).

Fig. 19. Reference layer of the mountain pines shrubs distribution (white areas).



Ryc. 20. Wyniki klasyfikacji zdjęć DAIS 7915 przy progu: a – 0,4, b – 0,5, c – 0,6 oraz d – 0,7.

Fig. 20. Results of the DAIS 7915 image classification, threshold values: a – 0.4, b – 0.5, c – 0.6 and d – 0.7.

danych terenów zakończyła się w połowie kwietnia 2005. Mimo to, dotychczasowe wyniki są satysfakcjonujące i pozwalają na korektę poszczególnych wydzieleni wytyczonych na mapie roślinności rzeczywistej Tatr w skali 1:10 000 (powstałej w wyniku kartowania). Dotyczy to

szczególnie obszarów, gdzie eksploracja terenu jest trudna. Jako przykład może służyć rycina 18. W pierwszym przypadku, sit skucina zaznaczył wyraźnie swoje występowanie oraz swój udział w kilku innych zbiorowiskach. Podobnie sprawa wygląda z borówczyskami.



Ryc. 21. Porównanie mapy powstałej w wyniku kartowania terenowego (z lewej) oraz klasyfikacji zdjęć DAIS 7915 (z prawej) z wykorzystaniem sieci neuronowych. Poszczególne barwy reprezentują różne typy pokrycia terenu.

Fig. 21. Comparison of the terrain mapping (left) and the DAIS 7915 image classification (right) using ANN algorithm. Colours represent different land cover types.

Zestawienie wyników ilościowej klasyfikacji, otrzymane z klasyfikacji SSN, pozwala na wydzielenie poszczególnych zbiorowisk z dokładnością około 80%. Jako przykład może służyć błąd klasyfikacyjny ścian skalnych, wynoszący 13,02% przy progu 0,5 (tab. 5).

Na rycinie 19 przedstawiony został wzorzec kosówki do uczenia sieci neuronowych (jest to warstwa utworzona na podstawie wizualnej interpretacji zdjęć hiperspektralnych, wydzielen na mapie roślinności rzeczywistej oraz badań terenowych.) oraz uzyskane wyniki przy progu 0,4, 0,5, 0,6 oraz 0,7 (ryc. 20).

W przypadku większości klasyfikowanych form pokrycia, zwiększanie wartości progu od 0,4 do 0,7 powoduje zmniejszanie się liczby pikseli przypisanych do danej formy pokrycia terenu, przy jednoczesnym zwiększeniu się prawdopodobieństwa przynależności danego piksela do tej klasy, co nie zawsze musi powodować zmniejszenie się błędów klasyfikacji.

Rycina 21 przedstawia fragment obrazu mapy roślinności rzeczywistej okolic Hali Gąsienicowej (z lewej strony) oraz wynik klasyfikacyjny z prawej strony. Należy stwierdzić, że wyniki są zadawalające, mimo iż nie jest to wersja finalna. Wynika to z faktu, że większość płatów, których wymiary przekraczały $\sim 6 \times 6$ m została zarejestrowana w wyniku procesu klasyfikacyjnego. Na chwilę obecną bardzo trudne wydają się próby zróżnicowania poszczególnych zbiorowisk tworzących muraw występujące na podobnych siedliskach.

Jak wynika z analizy tabeli 5 oraz ryciny 21, najlepsze wyniki wśród roślinności otrzymano dla kosodrzewiny, borówczysk oraz sit skuciny. Dużo trudności sprawia natomiast wyróżnienie pozostałych klas roślinności, co wynika głównie z ich podobieństwa spektralnego oraz z faktu, że poprawna klasyfikacja mogła zostać przeprowadzona tylko dla płatów obejmujących obszar większy niż 6×6 m. Jest to związane z teorią Nyquista mówiącą o tym, że aby dokładnie zbadać dane zjawisko musi być ono próbkowane z częstotliwością co najmniej dwukrotnie większą niż częstotliwość jego występowania.

Próby zróżnicowania poszczególnych zbiorowisk muraw występujących na podobnych siedliskach są na razie jeszcze bardzo trudne, niemniej nadal prowadzone są prace nad tym zagadnieniem.

Podziękowania

Autorzy pragną wyrazić słowa pełnej wdzięczności za okazaną pomoc w trakcie przygotowania i realizacji badań i skierować je do wszystkich osób, które przyczyniły się do realizacji niniejszej pracy.

W szczególności są one kierowane pod adresem: Niemieckiej Agencji Kosmicznej (DLR), zespół Imaging Spectroscopy, Dyrekcji Tatrzańskiego Parku Narodowego (dr inż. Paweł Skawiński – dyrektor TPN, mgr inż. Marcin Guzik, mgr inż. Jan Chmiel), prof. dr hab. Adama Koztarby z Zakładu Geomorfologii i Hydrologii Gór i Wyżyn IGiPZ PAN, kolegów z Zakładu Geoekologii i Klimatologii IGiPZ PAN (dr Magda Kuchcik, dr Jarek Ba-

ranowski, mgr Anna Kowalska), pracowników Stacji Terenowej IGiPZ PAN oraz IMiGW na Hali Gąsienicowej. Ogromne podziękowania należą się MNiI za wsparcie finansowe (grant badawczy 5 T12E 026 24).

Literatura

- Aspinall R.J., Marcus W.A., Boardman J.W., 2002, *Considerations in collecting, processing, and analysing high spatial resolution hyperspectral data for environmental investigations*, Journal of Geographical Systems, 4, 15–29.
- Balcerkiewicz S., 1984, *Roślinność wysokogórska Doliny Pięciu Stawów Polskich w Tatrach i jej przemiany antropogeniczne*. Ser. Biologia, 25, 1–191. Wyd. Nauk. UAM Poznań.
- Boardman J.W., 1995, *Analysis, Understanding and Visualization of Hyperspectral Data as Convex Sets in n-Space*, SPIE, 2480, 14–22.
- Braun-Blanquet J., 1964, *Pflanzensoziologie, Grundlage der Vegetationskunde*, wyd. 3, Springer-Verlag, Wien-New York.
- Congalton R.G., 1991, *A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data*, Remote Sensing Environ., 37, 35–46.
- Crist, E.P., Laurin R., Cicone R.C., 1986, *Vegetation and Soils Information Contained in Transformed Thematic Mapper Data*, Paper presented at International Geosciences and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 86 Symposium, ESA Publications Division, ESA SP-254.
- Domański J. (red.), 1998: *ERDAS Field guide: przewodnik geoinformatyczny*, GEOSYSTEMS Polska, Warszawa.
- Elvidge C.D., Chen Z., 1995, *Comparison of broadband and narrow-band red and near-infrared vegetation indices*, Remote Sensing Environ., 54, 38–48.
- Fraser, S.J. et al. 1986, *Targeting Epithermal Alteration and Gossans in Weathered and Vegetated Terrains Using Aircraft Scanners: Successful Australian Case Histories*, Paper presented at the fifth Thematic Conference: Remote Sensing for Exploration Geology, Reno, Nevada.
- Hughes G.F., 1968, *On the mean accuracy of statistical pattern recognizers*, IEEE Transactions on Information and Theory, 14, 55–63.
- Jakomulska A., Sobczak M., 2002, *Korekcja radiometryczna obrazów satelitarnych – metodyka i przykłady*, Teledetekcja Środowiska, 32, PTG KTŚ, Warszawa
- Kozłowska A. (niepub.), *Mapa roślinności wysokogórskiej Tatr (pomiędzy przełęczami Krzyżne i Kondracką); 1:10 000*.
- Kumar L., Schmidt K.S., Dury S., Skidmore A.K., 2001, *Review of hyperspectral remote sensing and vegetation science* [w:] F. Van Der Meer (red.), *Hyperspectral Remote Sensing*. Dordrecht, Kulwer Academic Press.
- Pawłowski B., Sokołowski M., Wallisch K., 1928, *Zespoły roślin w Tatrach. VII. Zespoły roślinne i flora doliny Morskiego Oka*, "Biull. Acad. Polon.", Ser. B., Suppl. II.
- Pawłowski B., 1956, *Flora Tatr. Rośliny naczyniowe*, t. I. PWN, Warszawa.
- Piękoś-Mirkowa H., Mirek Z., 1996, *Szata roślinna Tatr Polskich – stan poznania, potrzeby i perspektywy badań*. [w:] Kownacki A. (red.): *Materiały I Ogólnopolskiej Konferencji: Przyroda Tatrzańskiego Parku Narodowego a Człowiek*, tom. 2. Biologia, Kraków–Zakopane.
- Richards J.A., 1993, *Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction*, Second Revised and Enlarged Edition. 2nd Ed. Springer Verlag, Berlin-Heidelberg-New York.
- Richards J.S., 1996, *Classifier performance and map accuracy*, Remote Sensing Environ., 57.

- Riedmann, M., Milton, E.J., 2003, *Supervised band selection for optimal use of data from airborne hyperspectral sensors*, IGARSS '03 Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 21–25 July 2003, Toulouse, France. New York, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 1770–1772.
- Sabins, F. F., Jr. 1987, *Remote Sensing Principles and Interpretation*, 2d ed. New York: W.H. Freeman & Co.
- Richter R., Schlöpfer D., 2002, *Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. Part 2: Atmospheric/Topographic correction*, International Journal of Remote Sensing, 23, 13, 2631–2649.
- Schlöpfer D., Richter R., 2002, *Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data. Part 1: Parametric orthorectification*, International Journal of Remote Sensing, 23, 3, 2609–2630.
- Swain P.H., Davis S.M., (Red.), 1978, *Remote Sensing: The Quantitative Approach*, New York, McGraw-Hill.
- Szafer W., Pawłowski B., Kulczyński S., 1923, *Zespoły roślin w Tatrach. Cz. I. Zespoły roślin w dolinie Chochołowskiej*, Biull. Int. Acad. Pol. des Sc. et des Lettr. C. Math. et Nat. B. Sc. Nat. Suppl, 1–66.
- Szafer W., Pawłowski B., Kulczyński S., 1927, *Zespoły roślin w Tatrach. Cz. I. Zespoły roślin w dolinie Kościeliskiej*, Biull. Acad. Polon. Ser. B, Suppl. II.
- Thenkabail P.S., Enclona E.A., Ashton M.S., Van der Meer B., 2004, *Accuracy assessments of hyperspectral waveband performance for vegetation analysis applications*, Sensing Environ., 91, 354–376.
- Vane G., Goetz A.F.H., 1993, *Terrestrial Imaging Spectroscopy: Current Status, Future Trends*, Remote Sensing Environ., 44, 117–126.



Bogdan Zagajewski od 11 lat zajmuje się wykorzystaniem teledetekcji i SIG w badaniach środowiska. Bierze aktywny udział w krajowym i międzynarodowym życiu naukowym. Autor wielu publikacji naukowych. Ostatnio zajmuje się wykorzystaniem technik hiperspektralnych w identyfikacji i monitoringu roślinności górskiej, rolniczo użytkowanej i zanieczyszczonej metalami ciężkimi. Katedra Geoinformatyki i Teledetekcji Wydziału Geografii i Studiów Regionalnych UW; ul. Krakowskie Przedmieście 30; 00-927 Warszawa; e-mail: bogdan@uw.edu.pl



Magdalena Wrzesień jest ukończyła z wyróżnieniem studia na Wydziale Geografii i Studiów Regionalnych. Pracę magisterską napisała w Zakładzie Teledetekcji Środowiska. W roku 2005 stypendystka Fundacji im. Nowickiego i Deutsche Bundesstiftung Umwelt oraz Fundacji na Rzecz Nauki Polskiej. W roku 2005 odbyła 9-miesięczny staż pod kierunkiem prof. dr Patricka Hosterta w Humboldt University Remote Sensing Laboratory (HURS). Obecnie kontynuuje studia doktoranckie w Katedrze Geoinformatyki i Teledetekcji WGiSR UW, gdzie rozwija zainteresowania związane z teledetekcyjnymi badaniami roślinności. Szczególnie interesuje się analizą zdjęć hiperspektralnych i możliwościami wykorzystania ich w gromadzeniu informacji na temat roślinności obszarów górskich.



Marcin Sobczak, doktorant Studium Doktoranckiego na Wydziale Geografii i Studiów Regionalnych w Katedrze Geoinformatyki i Teledetekcji. Studia magisterskie ukończył w Zakładzie Teledetekcji Środowiska WGiSR, w ramach Międzywydziałowych Indywidualnych Studiów Matematyczno-Przyrodniczych UW. W roku 2002 stypendysta programu Sokrates-Erasmus na Universidad Complutense de Madrid. W latach 2004 i 2005 uzyskał stypendium dla młodych naukowców Fundacji na Rzecz Nauki Polskiej. Interesuje się nowoczesnymi technikami przetwarzania obrazów satelitarnych i lotniczych, a także wykorzystaniem Systemów Informacji Geograficznej, teledetekcji oraz geostatystyki w analizach środowiska. Specjalizuje się w wykorzystaniu danych hiperspektralnych i metod spektroskopii obrazowej w interdyscyplinarnych badaniach roślinności.



Dr Małgorzata Krówczyńska ukończyła studia doktoranckie na Wydziale Geografii i Studiów Regionalnych Uniwersytetu Warszawskiego specjalizując się w zakresie wykorzystania sztucznych sieci neuronowych w badaniach struktury pokrycia terenu obszarów zurbanizowanych i podmiejskich..