

## WYKORZYSTANIE METOD GEOSTATYSTYKI DO WSPOMAGANIA KLASYFIKACJI MIKROFALOWYCH ZDJĘĆ SATELITARNYCH

## THE USE OF GEOSTATISTICS TO ASSIST CLASSIFICATION OF MICROWAVE SATELLITE IMAGES

Krystyna Stankiewicz, Emilia Wiśniewska

Instytut Geodezji i Kartografii

**Słowa kluczowe:** klasyfikacja, ENVISAT, polaryzacja, wilgotność gleby, kriging  
Keywords: classification, ENVISAT, polarization, soil moisture, kriging

### Wprowadzenie

Celem pracy jest ocena wpływu zmienności pewnych parametrów środowiskowych na dokładność rozpoznania wybranych klas pokrycia terenu na zdjęciach mikrofalowych z satelity ENVISAT. Jest to część projektu<sup>1</sup>, którego zamierzeniem jest ocena przydatności zdjęć z ENVISATa do klasyfikacji pokrycia terenu. Głównym przedmiotem zainteresowania w prezentowanej pracy są klasy obejmujące roślinność naturalną i uprawy.

Zdjęcia mikrofalowe mogą być pozyskiwane niezależnie od występowania zachmurzenia, więc mogą dostarczyć cennych danych wtedy, gdy istotne jest przeprowadzenie badań w ściśle wyznaczonym terminie, a zdjęcia satelitarne z zakresu optycznego są niedostępne. Wykorzystanie zdjęć mikrofalowych do rozpoznania form pokrycia terenu wymaga jednak zastosowania odpowiednich metod postępowania, ponieważ sygnał zarejestrowany na zdjęciu mikrofalowym zależy od szeregu różnych czynników utrudniających często interpretację jego treści. Między innymi rejestrowany sygnał w dużym stopniu zależy od zawartości wody w glebie i w roślinach. Przestrzenna zmienność wilgotności w ramach danej klasy roślinnej zakłóca poprawność, zarówno interpretacji wizualnej, jak i klasyfikacji automatycznej zdjęcia mikrofalowego. Na przykładzie roślin uprawnych widać, że nawet dla jednolitej gatunkowo klasy różnicowanie takich parametrów jak wilgotność gleby, ilość wody w roślinach, biomasa, stopień pokrycia gleby przez rośliny itp. wpływają znacząco na różnicowanie intensywności rozpraszania mikrofal i co za tym idzie na dokładność klasyfikacji. Teoretyczne badanie zależności sygnału mikrofalowego od wymienionych czynników jest skomplikowane, a eksperymentalny opis tych zależności wymaga pracochłonnych pomiarów terenowych.

---

<sup>1</sup> Praca została zrealizowana w ramach projektu badawczego nr 4T12E01027 finansowanego przez Ministerstwo Nauki.

W celu opracowania skutecznych i uniwersalnych metod klasyfikacji zdjęć mikrofalowych należy najpierw zanalizować zmienność przestrzenną sygnatur poszczególnych klas pokrycia terenu i ich zależność od rozmaitych czynników środowiskowych. Od 2003 roku w kolejnych sezonach wegetacyjnych wykonywana jest w IGiK klasyfikacja zdjęć mikrofalowych z satelity ENVISAT pod kątem rozpoznawania upraw i innych klas roślinnych. Skonstruowano bazę błędnie sklasyfikowanych obszarów zawierającą informację o klasie rzeczywistej i klasie przypisanej przez klasyfikator oraz dane charakteryzujące obszar na podstawie niezależnych źródeł.

Na wybranych polach wykonywane były szczegółowe pomiary punktowe wilgotności i biomasy. Wykorzystanie wyników pomiarów punktowych do ustalenia przyczyn niepowodzeń klasyfikacji wymaga estymacji rozkładów mierzonych wielkości na całej powierzchni pola. Dzięki temu możliwe staje się badanie korelacji przestrzennych klasyfikowanych cech z mierzonymi parametrami. Do estymacji rozkładów przestrzennych można wykorzystać narzędzia geostatystyki. Zastosowana metoda postępowania została opisana na przykładzie pomiarów objętościowej wilgotności przypowierzchniowej warstwy gleby wykonywanych w celu rozpoznania wpływu tego parametru na dokładność klasyfikacji zdjęć mikrofalowych.

## Metody

Zmienność sygnatur pozyskanych na podstawie satelitarnych zdjęć mikrofalowych dla klasy pokrycia terenu reprezentującej roślinność jest zależna od zmienności wilgotności oraz szorstkości powierzchni, z którą oddziałują mikrofały (Oliver, Quegan, 1998). W przypadku klas roślinnych szorstkość zależy od wielkości i rozmieszczenia części roślin, których udział w procesie rozpraszania jest najbardziej znaczący. Zależność intensywności rozpraszania od tak rozumianej szorstkości pozwala na rozróżnianie na zdjęciach mikrofalowych zbiorowisk roślin o różnej strukturze, podczas gdy zależność rozpraszania od wilgotności może wpływać niekorzystnie na efektywność takiego rozpoznania. Interesująca jest odpowiedź na pytanie, jaki zakres zmienności wilgotności nie zaburza dokładności identyfikacji poszczególnych klas roślinności. Liczne próby modelowania zależności intensywności sygnału mikrofalowego od wilgotności z wykorzystaniem szczegółowych danych opisujących warstwę roślinną i glebę w jej podłożu zostały podsumowane np. w pracy Notarnicoli (Notarnicola i in., 2006). Proponowane dotąd modele nie są dostatecznie uniwersalne (Vecchia i in., 2006), aby można ich użyć do oceny dokładności klasyfikacji zdjęć mikrofalowych. Poza tym często nie posiadamy dostatecznej informacji o przestrzennych rozkładach różnych istotnych parametrów, które należy brać pod uwagę w pracach modelowych. Wskazują na to np. wyniki badań agrofizycznych takich jak opisane w pracy dotyczącej przestrzennej zmienności właściwości gleby w skali pola i gminy (Usowicz, Hajnos i in., 2004).

W tej sytuacji pytanie o wpływ zmienności wilgotności na efektywność klasyfikacji próbujemy częściowo sprowadzić do pytania o to, czy różnorodność siedlisk dla danej klasy roślinności zaburza w sposób istotny rozpoznanie tej klasy na zdjęciach mikrofalowych. Poprzez obserwację określonych wskaźników roślinnych wyznaczonych na podstawie optycznych zdjęć satelitarnych można wnioskować o charakterze siedliska. Do wyznaczenia siedlisk można wykorzystać zdjęcia satelitarne z zakresu optycznego. Znormalizowany wskaźnik zieleni NDVI wyznaczony na podstawie zdjęć satelitarnych zarejestrowanych w zakresach czerwieni i podczerwieni jest dobrym indykatorem biomasy, a także zawartości wody

w roślinach. Uzasadnione jest zestawianie tego wskaźnika z sygnałem mikrofalowym zarejestrowanym na zdjęciach mikrofalowych pozyskanych w niewielkim odstępnie czasu względem rejestracji zdjęcia z zakresu optycznego. Było to np. możliwe w przypadku zdjęć z satelity ENVISAT zarejestrowanych w dniach 11 i 14 lipca 2005 roku oraz zdjęcia z satelity IKONOS zarejestrowanego 12 lipca 2005 roku. Jeśli jednak wskaźnik NDVI jest zależny od jakości siedliska, to rozkład przestrzenny tego wskaźnika stanowi informację, która może być wykorzystywana w szerszym przedziale czasu. Można orientacyjnie wyróżnić trzy kategorie siedlisk: takie, które są wyjątkowo wrażliwe na nadmiar wilgoci, takie które są wyjątkowo wrażliwe na brak wody i pozostałe. Te trzy kategorie można odróżnić na podstawie jakości pokrywy roślinnej w sezonach wegetacyjnych różniących się warunkami pogodowymi. Na zdjęciach mikrofalowych można spodziewać się nietypowego obrazu siedlisk wyjątkowo wrażliwych na niedobory wody lub jej nadmiar przy niekorzystnych warunkach pogodowych. Na podstawie rozkładu przestrzennego NDVI, a ściślej na podstawie powtarzających się w kolejnych sezonach wegetacyjnych wzorców rozkładów przestrzennych NDVI można wyznaczać obszary potencjalnie trudne do sklasyfikowania na zdjęciach mikrofalowych. Dla tych szczególnie wrażliwych obszarów należy opracować odrębną strategię klasyfikacji. Takie podejście pozwala na zastąpienie analiz opartych na trudno dostępnych danych o rozkładach wilgotności analizą zależności od rozkładów biomasy, która jest zarazem indikatorem poziomu wilgotności.

W celu weryfikacji tych założeń wykonywano pomiary punktowe wilgotności objętościowej gleby, biomasy i zawartości wody w roślinach na wybranych polach w terminach skorelowanych z pozyskiwaniem zdjęć satelitarnych. Aby umożliwić badanie związków pomiędzy sygnałem mikrofalowym zarejestrowanym na zdjęciach satelitarnych, a rozkładami przestrzennymi mierzonych wielkości należało dokonać interpolacji wyników pomiarów na badanych obszarach. Sposób opracowania pomiarów punktowych został przedstawiony na przykładzie pomiarów wilgotności objętościowej gleby.

Na wybranych polach mierzono wilgotność objętościową gleby za pomocą czujnika Theta Probe ML2. Pomiar dotyczył przypowierzchniowej warstwy gleby w zakresie 0–6 cm. Precyzja pomiaru wilgotności za pomocą Theta Probe wynosi około 1%. Wilgotność warstwy przypowierzchniowej charakteryzuje się zmiennością przestrzenną w kilku skalach i zależy silnie nie tylko od rodzaju gleb, ale także od rodzaju pokrywy roślinnej (Mizgajski, 1986). W opisywanym przypadku chodziło o określenie zmienności tej wielkości w obrębie pól o powierzchni rzędu kilkudziesięciu hektarów.

Do interpolacji wykorzystano oprogramowanie Geostatistical Analyst firmy ESRI (Johnston, Ver Hoef i in., 1997). Po wykonaniu szeregu prób, spośród kilku metod interpolacji dostępnych w Geostatistical Analyst, wybrano metodę krigingu zwyczajnego (Goovaerts, 1997), ponieważ uzyskano w ten sposób największą dokładność interpolacji. Proces interpolacji został poprzedzony analizą danych pomiarowych z wykorzystaniem narzędzi statystycznych dostępnych w ramach oprogramowania Geostatistical Analyst.

Własności statystyczne danych pomiarowych nabierają głębszego znaczenia, gdy są analizowane w kontekście zależności przestrzennych. Np. wizualna ocena rozkładu przestrzennego punktów pomiarowych, w których mierzona wielkość przyjmuje wartości z określonego zakresu pozwala odkryć uwarunkowania przestrzenne danych pomiarowych. Ma to szczególne znaczenie w przypadku asymetrycznych rozkładów z próby. Podobnie wykres kwantyl-kwantyl, który daje ocenę odstępstwa rozkładu wyników pomiarów od rozkładu normalnego, może być analizowany w kontekście przestrzennym.

Metoda krigingu należy do metod geostatystyki, które stosuje się do zregionalizowanych zmiennych losowych. Wartości takiej zmiennej losowej w punktach leżących we wzajemnym sąsiedztwie niewiele się od siebie różnią, natomiast wraz ze wzrostem odległości korelacja pomiędzy wartościami zmiennej maleje. Przed zastosowaniem metody krigingu należy zbadać semiwariogram danych pomiarowych w celu oceny charakteru zmienności przestrzennej badanej zmiennej. Funkcja semiwariogramu  $\gamma(h)$  jest określona wzorem (Goovaerts, 1997):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [z(u_{\alpha}) - z(u_{\alpha} + h)]^2 \quad (1)$$

gdzie:

- $z(u_{\alpha})$  – wynik pomiaru w punkcie  $u_{\alpha}$ ,
- $h$  – odległość między punktami pomiarowymi, określana z pewną ograniczoną dokładnością,
- $N(h)$  – liczba par pomiarów wykonanych we wzajemnej odległości równej (w przybliżeniu)  $h$ .

Semiwariogram jest więc miarą zmienności przestrzennej danej wielkości  $Z$ , gdyż dostarcza informacji o średniej rozbieżności wyników pomiarów wykonanych w odległości  $h$ . Przy odległości  $h$  bliskiej zeru wartość semiwariogramu może być większa od zera. Efekt ten zwany efektem samorodka wynika z błędów pomiaru lub silnych fluktuacji mierzonej wielkości na małych dystansach. Wraz ze wzrostem odległości wartości funkcji  $\gamma$  rosną, co wynika z malejącego podobieństwa wartości zmiennej losowej. Powyżej pewnej odległości zwanej zakresem wartości semiwariogramu stabilizują się i osiągają wartość zwaną progrem. Dla odległości większych od zakresu zanika korelacja między wartościami mierzonej wielkości. Semiwariogram może być wyznaczany w określonym kierunku, co pozwala sprawdzić, czy rozkład mierzonej wielkości jest izotropowy. Dopasowanie funkcji analitycznej do semiwariogramu pozwala opisać w sposób matematyczny zmienność przestrzenną różnic zmiennej  $Z$ . Funkcja analityczna opisująca semiwariogram może być następnie wykorzystana do wyznaczania nieznanymi wartościami  $Z$  w punktach, w których brak danych pomiarowych.

Zwykły kriging to metoda interpolacji, w której wykorzystywana jest funkcja dopasowana do semiwariogramu. W metodzie krigingu liniowym estymatorem nieobciążonym wielkości  $Z$  w punkcie  $u$  jest kombinacja liniowa wartości zmierzonych w sąsiedztwie:

$$Z^*(u) = \sum_{\alpha=1}^{N(u)} \lambda_{\alpha}(u) \cdot Z(u_{\alpha}) \quad \text{gdzie} \quad \sum_{\alpha=1}^{N(u)} \lambda_{\alpha}(u) = 1 \quad (2)$$

Wagi  $\lambda_{\alpha}(u)$  są wyznaczone na podstawie układu równań wynikającego z warunku minimalizacji wariancji błędu. Błąd ten jest określony w punktach pomiarowych jako różnica pomiędzy wartością estymowaną, a wynikiem pomiaru. Oprogramowanie Geostatistical Analyst dostarcza szeregu narzędzi, które wspomagają zastosowanie metody krigingu do wyznaczenia mapy zmiennej losowej na podstawie pomiarów punktowych. Użytkownik może ocenić wizualnie przebieg semiwariogramu, kontrolować sposób dopasowania funkcji analitycznej do semiwariogramu, zbadać, czy wartości pomiarowe wskazują na anizotropię rozkładu zmiennej losowej, a następnie kontrolować proces estymacji.

## Obszar testowy

Obszar testowy znajduje się w Wielkopolsce i obejmuje Park Krajobrazowy im. gen. Chłapowskiego oraz jego okolice. Jest to obszar rolniczy, w którym występują zarówno gleby o znacznej przydatności rolniczej, które klasyfikuje się jako odpowiednie do uprawy buraków cukrowych i pszenicy, jak również gleby o umiarkowanej przydatności stosowne do uprawy żyta. Są to jednak przeważnie gleby o niskiej zdolności do gromadzenia wody. Biorąc pod uwagę, że wartość rocznej średniej opadów jest bardzo niska można mówić o niezbyt korzystnych warunkach wzrostu roślin na tym obszarze. Według bazy danych o pokryciu i użytkowaniu terenu, przygotowanej w ramach europejskiego projektu CORINE, ponad 77% powierzchni obszaru testowego zajmują grunty orne, 12,6% – lasy, około 5% – łąki i pastwiska, a 2,6% zajmuje zabudowa różnego typu. Do najbardziej rozpowszechnionych upraw należą: pszenica, żyto, pszenżyto, buraki cukrowe i pastewne, kukurydza oraz rzepak.

Obszar testowy był odwiedzany w trakcie rejestracji mikrofalowych zdjęć satelitarnych. Odnotowywano wtedy rodzaje upraw na poszczególnych polach, dokonywano oceny kondycji roślin, wykonywano pomiary wilgotności i biomasy.

## Materiały i ich przetwarzanie

Rozpoznanie wybranych klas roślinnych było przeprowadzone na podstawie klasyfikacji serii zdjęć zarejestrowanych przez satelitę ENVISAT<sup>2</sup> w 2005 roku (tab. 1). Zdjęcia te są wykonywane za pomocą urządzenia ASAR, które służy do aktywnego obrazowania mikrofalowego w zakresie fal o długości około 5 cm przy przestrzennej zdolności rozdzielczej wynoszącej około 30 m. W celu uzyskania zestawu danych spójnego geometrycznie i radiometrycznie zdjęcia należy przed klasyfikacją poddać wstępnym przetworzeniom. Każde ze zdjęć zostało dopasowane do mapy w układzie 1992. Dokonano filtracji szumów oraz odpowiedniej kalibracji, tak aby wartości odpowiadające poszczególnym pikselom zdjęcia były miarą intensywności rozpraszania mikrofal. Ostatecznie wielkość, która poddawana była dalszym analizom i klasyfikacji to tzw. współczynnik gamma. Szczegóły przetwarzania wstępnego zostały opisane w artykule poświęconym rozpoznawaniu upraw na zdjęciach mikrofalowych (Stankiewicz, 2006).

W pracy wykorzystano również wysokorozdzielcze zdjęcia z satelity IKONOS<sup>3</sup> zarejestrowane 12 lipca 2005: zdjęcie wielospektralne zarejestrowane w czterech optycznych zakresach widma fal elektro-

Tabela 1. Zestaw zdjęć ASAR z satelity ENVISAT

Data	Polaryzacja	Typ sceny	Kąt padania mikrofal [°]
02 maja 2005	VV, VH	IS4	31,0–36,3
08 maja 2005	HH, HV	IS2	19,2–26,7
15 maja 2005	VV, VH	IS6	39,1–42,3
12 czerwca 2005	HH, HV	IS2	19,2–26,7
19 czerwca 2005	VV, VH	IS6	39,1–42,3
11 lipca 2005	VV, VH	IS4	31,0–36,3
14 lipca 2005	HH, HV	IS3	26,0–31,4
24 lipca 2005	VV, VH	IS6	39,1–42,3
28 sierpnia 2005	VV, VH	IS6	39,1–42,3

<sup>2</sup> Zdjęcia ASAR zostały dostarczone przez Europejską Agencję Kosmiczną w ramach projektu CAT-1 nr 1427.

<sup>3</sup> Zdjęcie zostało zarejestrowane przez Satelitarne Centrum Operacji Regionalnych (SCOR) w Komorowie.

magnetycznych z rozdzielczością przestrzenną równą 4 m oraz zdjęcie panchromatyczne o rozdzielczości przestrzennej równej 1 m. Na podstawie różnicy odbicia w czerwieni i podczerwieni obliczony został wskaźnik NDVI.

Do projektu zostały również dołączone wyniki pomiarów punktowych takich jak pomiary wysokości roślin, pomiary objętościowej wilgotności warstwy przypowierzchniowej gleby, biomasy suchej i zawartości wody w roślinach.

## Automatyczna klasyfikacja zdjęć mikrofalowych

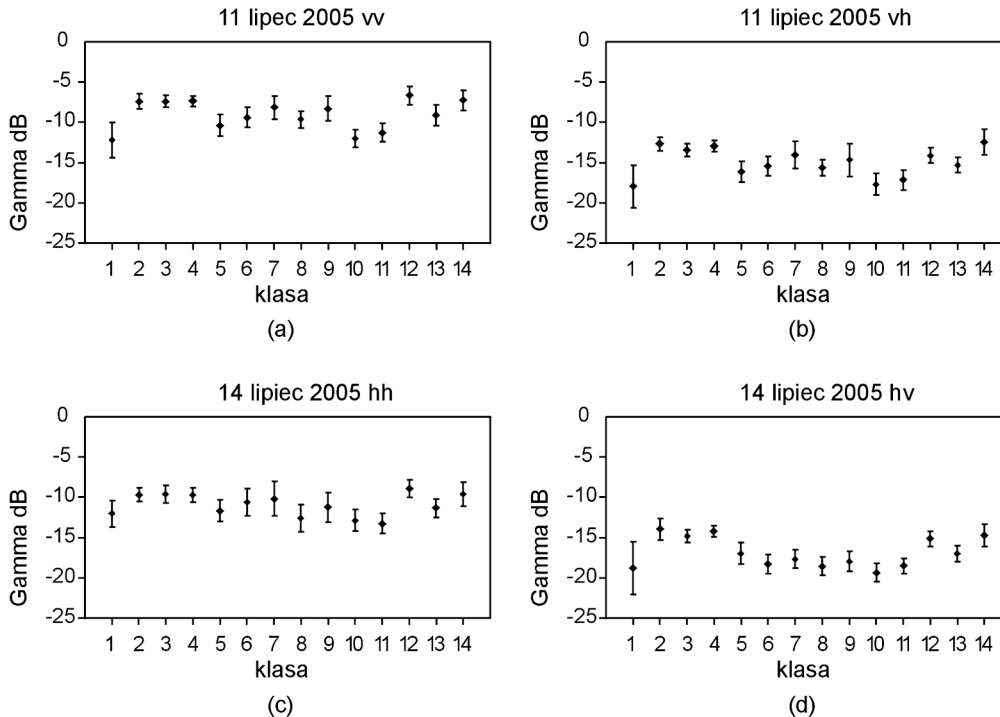
Bezpośrednia klasyfikacja wartości reprezentujących pojedyncze piksele zdjęcia mikrofalowego jest zwykle obciążona dużymi błędami z powodu zjawiska plamkowania (*speckle*), które powoduje znaczną zmienność sygnału w obrębie danej klasy, a jest wynikiem zastosowanej technologii pozyskiwania zdjęć. Lepsze rezultaty daje klasyfikacja wartości uśrednionych na obszarze segmentów zdjęcia, o ile segmenty te pokrywają w miarę jednorodne obszary należące do pojedynczej klasy. Automatyczne wyodrębnienie takich segmentów jest możliwe np. przy wykorzystaniu oprogramowania eCognition (eCognition User Guide, 2002). W oprogramowaniu tym zastosowano opatentowaną metodę segmentacji, która została opracowana z myślą o zdjęciach słabo skonstrastowanych z silnie zaznaczającą się teksturą, takich jak np. zdjęcia mikrofalowe.

Mikrofalowe sygnatury klas były wyznaczane jako wartości średnie współczynnika gamma obliczone dla segmentów. Klasyfikacja nadzorowana została przeprowadzona z wykorzystaniem sieci neuronowych reprezentowanych przez wielowarstwowy perceptron (MLP) (Tso i Mather, 2001). Sieć neuronowa była uczona i weryfikowana na podstawie danych zebranych na obszarze testowym. Dokładność klasyfikacji zależy od tego ile zdjęć wykonanych w różnych terminach wykorzystuje się do generowania sygnatur klas. Na ogół sygnatury oparte wyłącznie na zdjęciu z jednego terminu nie wystarczają do skonstruowania wydajnego klasyfikatora. Dokładność klasyfikacji na ogół nie przekracza w tym przypadku 50% dla większości klas roślinnych. Podniesienie dokładności klasyfikacji opartej na zdjęciach mikrofalowych wykonanych w pojedynczym zakresie długości fal wymaga uwzględnienia zdjęć pozyskanych w różnych okresach fenologicznych. Konieczność wykorzystania zdjęć z różnych terminów utrudnia analizę wpływu zmienności sygnatur reprezentujących daną klasę na dokładność klasyfikacji.

## Zmienność sygnatur mikrofalowych

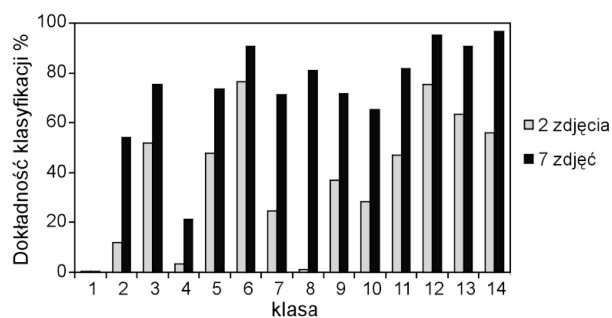
Niezadowalające wyniki klasyfikacji dwukanałowego zdjęcia z satelity ENVISAT można wyjaśnić analizując średnie wartości sygnatur wyróżnionych klas wraz z przedziałami ufności, które przedstawia rysunek 1. Dla obu rozpatrywanych kombinacji polaryzacji separowalność sygnatur jest nie wystarczająca do satysfakcjonującego rozdzielania klas. Z jednej strony jest to zapewne konsekwencja terminu pozyskania zdjęcia. W połowie lipca zboża są w fazie dojrzewania i z powodu coraz mniejszej zawartości wody w roślinach coraz słabiej rozpraszają mikrofałe i ich sygnatury są bardzo zbliżone. Obraz lasów liściastych i iglastych jest bardzo podobny, a sygnatury tych klas niewiele różnią się od sygnatur rzepaku. Te obserwacje potwierdzają znany fakt, że pojedyncze zdjęcia pozyskane w paśmie C nie zawie-





**Rys. 1.** Średnie wartości współczynnika gamma dla poszczególnych klas wyróżnianych na zdjęciach mikrofalowych wraz z przedziałami ufności na poziomie istotności równym 0,05; oznaczenia: 1 – zbiorniki wodne; 2 – las iglasty; 3 – las liściasty; 4 – las mieszany; 5 – łąki; 6 – pszenica ozima; 7 – pszenżyto; 8 – żyto; 9 – jęczmień jary; 10 – owies; 11 – lucerna; 12 – buraki pastewne; 13 – kukurydza; 14 – rzepak

rają wystarczających informacji do rozpoznania klas pokrycia terenu z wymaganą dokładnością. Podniesienie dokładności klasyfikacji zdjęć wykonanych w paśmie C jest możliwe, o ile zostaną wykorzystane zdjęcia pozyskane w kilku terminach odpowiadających różnym okresom fenologicznym. Równoczesne wykorzystanie serii 7 zdjęć ASAR pozyskanych w okresie od 2 maja do 14 lipca 2005 roku (tab. 1) pozwoliło na osiągnięcie ogólnej dokładności klasyfikacji równej 81%. Porównanie dokładności klasyfikacji uzyskanej dla jednego zdjęcia dwukanałowego i dla zestawu 7 zdjęć dwukanałowych przedstawia dla poszczególnych klas rysunek 2. Dla porównania uwzględniono klasę reprezentującą wody powierzchniowe, dla któ-



**Rys. 2.** Porównanie dokładności klasyfikacji dwu zestawów zdjęć mikrofalowych z satelity ENVISAT. Zestaw I: składał się z dwóch dwukanałowych zdjęć zarejestrowanych 11 i 14 lipca 2005 r. Zestaw II składał się z siedmiu dwukanałowych zdjęć zarejestrowanych 2, 8 i 15 maja, 12 i 19 czerwca, 11 i 14 lipca 2005 roku. Oznaczenia klas jak na rysunku 1.

rej dokładność rozpoznania jest niska z powodu dużej zmienności sygnatur. Dla pozostałych klas dokładność wzrasta wraz z liczbą zdjęć wykorzystanych do klasyfikacji. Wszystkie przypadki nieprawidłowo sklasyfikowanych obiektów były szczegółowo badane.

## Rozkład przestrzenny wilgotności objętościowej gleby i badanie jego wpływu na sygnatury mikrofalowe

Analiza geostatystyczna wyników pomiarów objętościowej wilgotności gleby (OWG) przedstawiono na przykładzie pola, na którym zmierzono tę wielkość w 50 punktach (tab. 2).

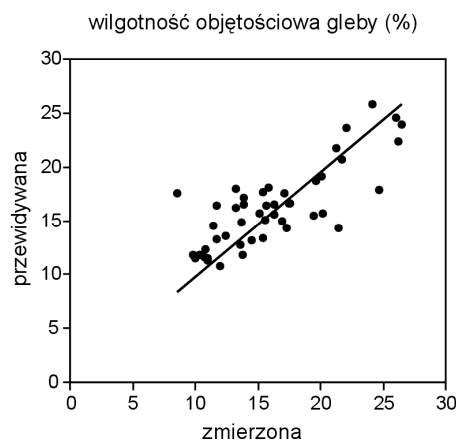
**Tabela 2. Statystyka pomiarów objętościowej wilgotności gleby w warstwie 0–6 cm**

Parametr	Wartość
Liczba punktów	50
Minimum	8,6 %
Maksimum	26,5 %
Średnia	16,10 %
Odchylenie standardowe	4,772
Kurtoza	2,486
Skośność	0,608

nych pomiarowych. Do semiwariogramu empirycznego została dopasowana funkcja analityczna – dobre wyniki dopasowania uzyskano dla funkcji sferycznej. Porównanie wartości zmierzonych i przewidywanych po zastosowaniu zwykłego krigingu przedstawia rysunek 3. Błąd średniokwadratowy estymacji równy 3,1 był bardzo bliski błędowi standardowemu, co oznacza prawidłową ocenę zmienności w predykcji. Średni błąd standardowy wynosił 0,0067, a standaryzowany błąd średniokwadratowy – 0,98, co wskazuje na niewielką tendencję do zawyżania zmienności estymowanej zmiennej.

Wilgotność objętościowa wyznaczona na podstawie estymacji metodą krigingu została przedstawiona na obszarze pola na rys. 4a. W ogólności rozkład wilgotności jest zależny od

Prawoskośność rozkładu zmierzonych wartości OWG jest wynikiem występowania obszarów o znacznie podwyższonej wilgotności w lokalnym obniżeniu terenu. Empiryczny semiwariogram wyznaczony na podstawie pomiarów potwierdzał anizotropowy rozkład wilgotności na obszarze badanego pola. Zakres semiwariogramu pod kątem  $35,7^\circ$  w kierunku na pn.-wsch. był 1,25 razy większy niż w kierunku do niego prostopadłym i wynosił 239 m. Efekt samorodka wynosił około 5 (dla wilgotności wyrażanej w %), a wartość progu – 21,8. W opisie podobnych pomiarów w pracy (Usowicz, Usowicz, 2004) duża wartość efektu samorodka przypisywana jest zbyt dużemu krokowi próbkowania, (w tym przypadku 25 m na wybranych transektach). Po uwzględnieniu błęd pomiarów wartość semiwariogramu dla  $h = 0$  m zmniejszyła się o połowę. Na podstawie badania semiwariogramu nie wykryto trendu w da-



**Rys. 3.** Porównanie zmierzonych wartości wilgotności objętościowej gleby z wartościami estymowanymi metodą zwykłego krigingu



ukształtowaniem terenu – największa wilgotność występuje w najniższej części pola. Innym czynnikiem kształtującym rozkład przestrzenny wilgotności jest zmienność gatunku gleby na obszarze badanego pola. Niestety nawet na mapach w skali 1:5000 granice poszczególnych stref glebowych zaznaczone są w sposób przybliżony, co utrudnia ściśle oszacowanie tej współzależności. Rozkład przestrzenny biomasy na obszarze pola był wyraźnie skorelowany z rozkładem wilgotności. Okazuje się, że podobna korelacja pojawia się także w innych sezonach wegetacyjnych i świadczy o pewnej stałej tendencji. Rysunek 4b pokazuje rozkład współczynnika NDVI, który został zarejestrowany na badanym polu w poprzednim sezonie wegetacyjnym, gdy na polu tym rosła pszenica ozima. Na mapę NDVI nałożone zostały izolinie uzyskane na podstawie estymowanych wartości wilgotności w kolejnym sezonie wegetacyjnym, gdy na tym samym polu rosły buraki pastewne. Wartość  $R^2$  równa 0,52 w tym przypadku świadczy o istotnym związku pomiędzy NDVI i wilgotnością i jest wyrazem zależności wzrostu roślin od siedliska.

Badano następnie zależność współczynnika gamma od wilgotności w poszczególnych klasach roślinnych. Analizy przeprowadzono dla wszystkich obrazów ASAR wymienionych w tabeli I. Najmniejszą zależność od wilgotności obserwuje się dla zdjęć mikrofalowych zarejestrowanych przy polaryzacji krzyżowej (HV lub VH), co w szczególny sposób predestynuje je do wykorzystania w klasyfikacji roślinności.

## Wnioski

Chociaż wykorzystany do klasyfikacji zdjęć mikrofalowych klasyfikator oparty na sieciach neuronowych jest stosunkowo odporny na wewnętrzną zmienność sygnatur w poszczególnych klasach, to jednak dokładność klasyfikacji niektórych klas roślinnych jest niezadowalająca. Zmienność biomasy i wilgotności warstwy glebowo-roślinnej w ramach pojedynczych klas ma niekorzystny wpływ na rozróżnialność tych klas na zdjęciach mikrofalowych. Pozyskanie odpowiednio szczegółowych informacji dotyczących rozkładu przestrzennego wilgotności gleb, jest bardzo skomplikowane metodą pomiarów naziemnych. To samo dotyczy również bieżącego rozkładu biomasy i rozkładu zawartości wody w roślinach, a także rozkładu współczynnika pokrycia gleby przez rośliny. Odtwarzanie rozkładów przestrzennych tych wielkości na podstawie pomiarów punktowych metodami geostatystyki pozwala na analizę ich wzajemnych relacji, a także na ocenę zależności rozpraszania mikrofalowego od tych wielkości.

Z przeprowadzonych analiz wynika, że do klasyfikacji roślinności dobrze nadają się satelitarne zdjęcia mikrofalowe wykonane przy polaryzacji krzyżowej (VH lub HV), ponieważ są one bardziej odporne na wpływ przestrzennej zmienności wilgotności. Do badania wpływu zmienności wilgotności i biomasy na dokładność klasyfikacji można wykorzystać oszacowanie ich rozkładów przestrzennych na podstawie niezależnych danych satelitarnych, np. wysokorozdzielczych zdjęć optycznych. Bardziej niż bezwzględne wartości wymienionych parametrów interesujące są ich rozkłady oraz współzależności między tymi rozkładami, a także zależność od wolno zmieniających się w czasie cech krajobrazu, czyli od pewnych własności siedlisk, takich jak gleby, ukształtowanie terenu, położenie w zlewni itp. Badanie zależności dokładności klasyfikacji zdjęć mikrofalowych od różnych czynników będzie kontynuowane ponieważ wnioski uzyskane w danym sezonie wegetacyjnym wymagają potwierdzenia w innych warunkach pogodowych.

### Literatura

- Notarnicola C., Angiulli M., Posa F., 2006: Use of Radar and Optical Remotely Sensed Data for Soil Moisture Retrieval Over Vegetated Areas, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.44, no.4 (2006), 925-935.
- eCognition User Guide 2002: Definiens Imaging GmbH, München
- Goovaerts P., 1997: *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Oxford University Press, Oxford - New York.
- Johnston K., Ver Hoef J.M., Krivoruchko K., Lucas N., 1997: *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*, ESRI, USA.
- Mizgajski A., 1986: Niektóre uwarunkowania przepuszczalności warstwy przypowierzchniowej w rolniczo użytkowanych geokompleksach młodoglacjalnych, *Badania Fizjograficzne nad Polską Zachodnią*, t. XXXVI, seria A, Geografia fizyczna, PWN, Poznań-Warszawa, str. 137-154.
- Oliver C., Quegan S., 1998: *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*, Artech House, London, 1998.
- Stankiewicz K.A., 2006: The Efficiency of Crop recognition on ENVISAT ASAR Images in Two Growing Seasons, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 44, no. 4 (2006), 806-814.
- Tso B., Mather P.M., 2001: *Classification Methods for Remotely Sensed Data*, Taylor & Francis, London.
- Usovich B., Hajnos, M., Sokołowska Z., Józefaciuk G., Bowanko G., Kossowski J., 2004: *Przestrzenna zmienność fizycznych i chemicznych właściwości gleby w skali pola i gminy, Acta Agrophysica*, Rozprawy i monografie, Lublin.
- Usovich B., Usovich Ł., 2004: Punktowe pomiary wilgotności gleby a jej przestrzenny rozkład na polach uprawnych, *Acta Agrophysica*, 4(2), 573-588.
- Vecchia A.D., Ferrazzoli P., Guerriero L., Defourny P., Dente L., Mattia F., Satalino G., Strozzi T., Wegmüller U., 2006: Influence of Geometrical Factors on Crop Backscattering at C-Band, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 44, no. 4, 778-790.

### Summary

*Microwave images from ENVISAT satellite can be used for the recognition of land cover classes. They can be extremely important on the occasions when such recognition should be done at a specified moment but optical satellite images are unavailable due to persisting overcast. However, the application of microwave images to land cover classification requires special handling, because the registered microwave signal depends on various factors which make the unique interpretation of images a complex task. The presented paper is focused on vegetation classes representing short natural vegetation and agricultural crops. The microwave backscattering from vegetation depends strongly on canopy architecture as well as on water content in plants and in soil. The spatial variability of moisture disturbs the visual interpretation of microwave images and makes their automatic classification difficult. In order to elaborate efficient and robust classification methods, the spatial variability of signatures referring to land cover classes has to be analyzed in the first step.*

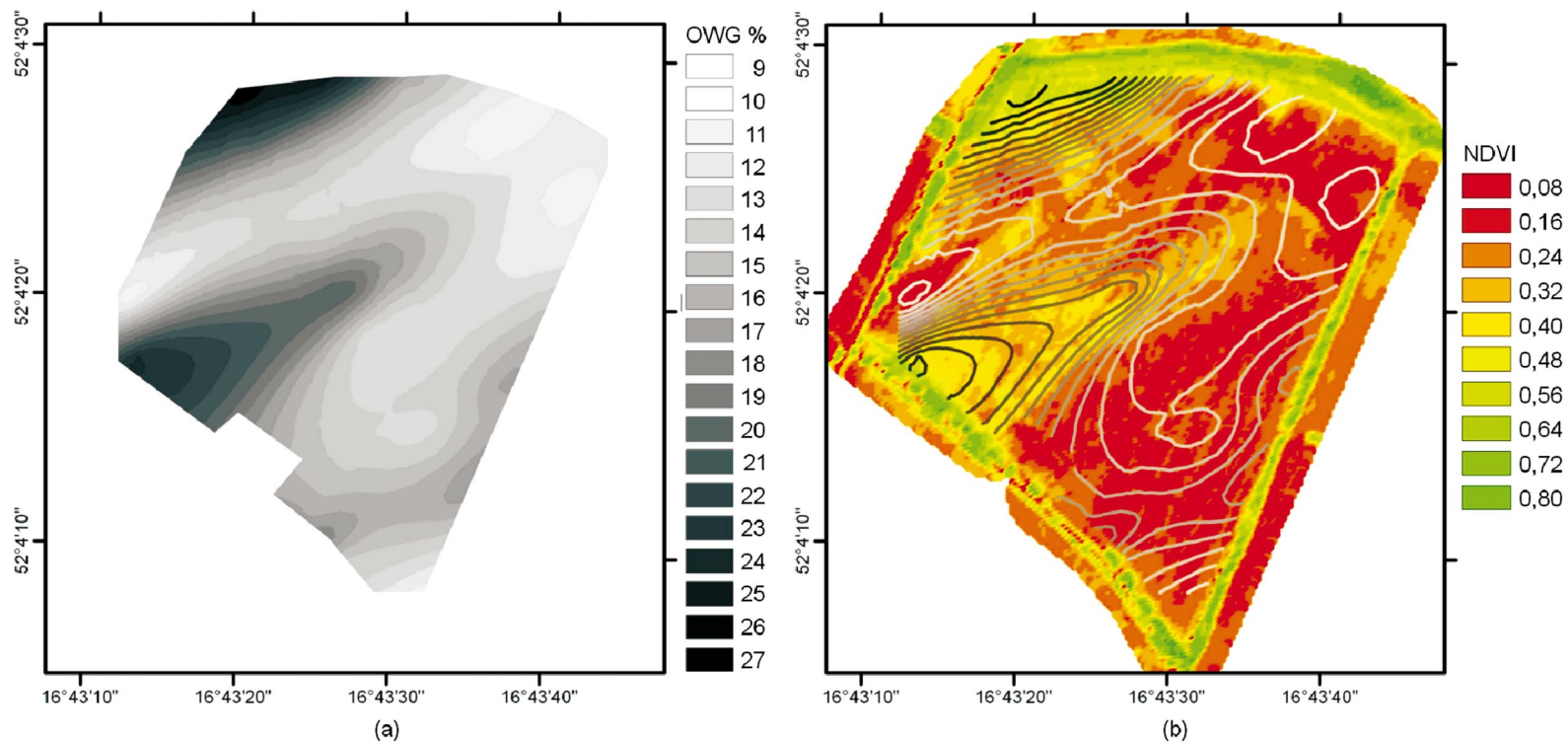
*The analysis of signature variability for vegetation classes was presented using ENVISAT ASAR microwave images acquired during vegetation growth season in 2005. Our test site is located in Wielkopolska in the vicinity of Dezydery Chłapowski Agro-ecological Landscape Park. It is a rural area with prevailing agriculture land use. Beside arable land, orchards and plantations there are the following other significant land cover classes: deciduous and coniferous forest, grasslands, urban area and water bodies. The signatures of vegetation classes were investigated considering the date and the parameters of images registration as well as various characteristics of the test site area such as spatial variability of biomass, moisture content in plants and in soil. Several information layers were considered in the project in order to characterize the investigated area: digital elevation model, soil maps, topographic maps, satellite images acquired in the optical range, the results of point measurements of soil moisture and biomass.*

*Point measurements of volumetric soil moisture (VSM) taken in the upper layer of soil were interpolated in order to estimate the spatial distribution of VSM over the whole area of the agricultural field. Arc Map software and Geostatistical Analyst module were used for the geostatistical analysis of the*

*experimental data. The empirical semivariogram calculated from measured VSM data was investigated. The ordinary kriging was applied in order to estimate soil moisture over the field. The interpolation results were compared with the spatial distribution of NDVI calculated from satellite images acquired in the optical range on various dates. This comparison shows that spatial distribution of soil moisture is in agreement with some stable environmental features. This observation can help to identify areas, which can be critical to the accuracy of vegetation recognition on microwave images. The correlation of microwave backscattering with the estimated spatial distribution of soil moisture was also investigated. The analysis shows that cross-polarized images acquired with VH or HV polarization are better suited to vegetation classification than co-polarized ones because they are less sensitive to moisture variability.*

dr Krystyna Stankiewicz  
krystyna.stankiewicz@igik.edu.pl  
tel. (022) 329 19 78

dr Emilia Wiśniewska  
emilia.wisniewska@igik.edu.pl  
tel. (022) 329 19 71



Rys. 4. Rozkład przestrzenny objętościowej wilgotności gleby w warstwie przypowierzchniowej na wybranym polu przedstawiony w postaci (a) – mapy; (b) – izoliny na tle mapy rozkładu przestrzennego NDVI z poprzedniego roku