

## FORMALIZM MULTIFRAKTALNY W ANALIZIE ZOBRAZOWAŃ SATELITARNYCH

### MULTIFRACTAL FORMALISM IN SATELLITE IMAGE ANALYSIS

Anna Wawrzaszek<sup>1</sup>, Michał Krupiński<sup>1</sup>, Sebastian Aleksandrowicz<sup>1</sup>, Wojciech  
Drzewiecki<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Centrum Badań Kosmicznych PAN,

<sup>2</sup> AGH w Krakowie, Wydział Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska, Katedra Geoinformacji,  
Fotogrametrii i Teledetekcji Środowiska.

SŁOWA KLUCZOWE: fraktal, formalizm multifraktalny, wymiary uogólnione, klasyfikacja,  
zobrazowania satelitarne

STRESZCZENIE: W pracy przedstawiamy formalizm multifraktalny, jako narzędzie wspomagające opis i ekstrakcję informacji z wysokorozdzielczych zobrazowań satelitarnych. Podejście to opiera się na założeniu, że na pojedynczy obraz (multifraktal) składa się wiele fraktali, każdy o innym wymiarze samopodobieństwa (wymiarze fraktalnym). Multifraktale stosuje się do opisu, modelowania, analizowania i przetwarzania różnych złożonych kształtów i sygnałów. W szczególności dekompozycja multifraktalna jest użyteczna w analizie niejednorodnych miar i struktur, typowych dla zobrazowań satelitarnych, pozwalając na bardziej dokładną charakterystykę (lokalną i globalną) oraz opis za pomocą relacji funkcyjnych. Wymienione zalety tej metody uzasadniają nasze ukierunkowanie się na opis multifraktalny rozważany w ramach niniejszej pracy.

Pierwszą część pracy stanowi przegląd dotychczasowego zastosowania metod multifraktalnych w różnych obszarach teledetekcji. W dalszej części przedstawiamy wyniki własnej analizy multifraktalnej 159 fragmentów wysokorozdzielczych zobrazowań panchromatycznych satelity WorldView-2. Przedstawiają one jeden z czterech typów pokrycia terenu: wodę, las, zabudowę miejską lub tereny rolnicze. Przeprowadzone analizy pokazują, że wymiary uogólnione wyznaczone dla poszczególnych fragmentów zobrazowań różnią się w zależności od form pokrycia, także wartości poziomu multifraktalności wiążą się z typem pokrycia terenu i w ogólności pozwalają na automatyczne przypisanie rozważanych przypadków do poszczególnych klas. Pewne odstępstwa występują jedynie podczas procesu rozróżnienia terenów rolniczych od lasów, co poddane zostanie dalszym analizom. Dalej, największy poziom multifraktalności obserwujemy dla obszarów zabudowanych, najmniejszy dla wody, która może być rozważana, jako obiekt monofraktalny.

Przeprowadzone analizy pokazują, że formalizm multifraktalny stwarza dodatkowe możliwości opisu i automatycznej klasyfikacji zobrazowań. Liczymy więc na jego zastosowanie w kontekście powstałych i dopiero planowanych danych obrazowych.

#### 1. WSTĘP

Duże perspektywy rozwoju systemów satelitarnych oraz znaczący wzrost ilości pozyskiwanych przez nie danych obrazowych wymuszają ulepszanie oraz opracowywanie coraz to nowych metod przetwarzania zobrazowań. Należy bowiem podkreślić, iż mimo wielu lat badań, ciągle brakuje zadowalających narzędzi, które pozwoliłyby

w zautomatyzowany sposób klasyfikować i przetwarzać obrazy satelitarne w celu wydobywania z nich wiedzy (*Image Data Mining*).

Multifraktale to koncepcja o rosnącej w ostatnich latach popularności. Stosowana dla różnych danych doświadczalnych, wielokrotnie potwierdziła już swoją użyteczność stanowiąc m.in. podstawę do przeprowadzenia klasyfikacji danych z sond kosmicznych (Szczepaniak i Macek, 2008; Wawrzaszek i Macek, 2010). Podejście to zostanie przedstawione w niniejszej pracy w odniesieniu do analizy zobrażeń satelitarnych.

Praca składa się z 5 rozdziałów i jest zorganizowana w następujący sposób. Wstęp (rozdział 1) został poświęcony wprowadzeniu do tematyki. W rozdziale tym nakreśliamy w ogólnych zarysach pojęcie fraktala i multifraktala. Przedstawiamy w nim również dotychczasowe zastosowanie formalizmu multifraktalnego w teledetekcji. W rozdziale 2 opisujemy dane wykorzystywane do analizy. Rozdział 3 prezentuje metodę wybraną na wyznaczanie charakterystyk multifraktalnych z danych eksperymentalnych. Przykładowe wyniki analiz dla wysokorozdzielczych danych teledetekcyjnych przedstawia rozdział 4. Podsumowanie przeprowadzonych analiz oraz wyciągnięte wnioski zawiera rozdział 5.

## 1.1. Fraktale i multifraktale

W 1975 roku Mandelbrot po raz pierwszy wprowadził pojęcie *fraktala* (łac. *fractus* - nieregularny, złamany), jako obiektu matematycznego o dużym stopniu geometrycznej złożoności, charakteryzującego się jednorodnym skalowaniem w całej przestrzeni stanów, gdzie skalowanie to jest opisywane przez jedną liczbę, tzw. *wymiar fraktalny*. Wymiar ten określa samopodobieństwo na różnych skalach konstrukcji fraktala. Najprostszym z wymiarów fraktalnych jest wymiar pojemnościowy zwany też pudełkowym. Tak więc, jeśli  $N(l)$  określa minimalną liczbę sześcianów o długości boku  $l$ , która zostanie wykorzystana do pokrycia zbioru fraktalnego, wówczas:

$$N(l) \sim l^{-D_F}. \quad (1)$$

Logarytmując powyższą relację obustronnie można wyznaczyć wymiar fraktalny  $D_F$  według wzoru

$$D_F = \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\ln N(l)}{\ln 1/l}. \quad (2)$$

Według definicji Mandelbrota (1983) dany obiekt jest zbiorem fraktalnym, wtedy i tylko wtedy, gdy jego wymiar fraktalny przewyższa wymiar topologiczny. Jeśli dany fraktal jest zanurzony w przestrzeni o wymiarze topologicznym  $d$ , wówczas dąży do wypełnienia podzbioru całej przestrzeni. Stąd wymiar fraktalny na płaszczyźnie mieści się pomiędzy  $1 < D_F < 2$ , z kolei w trójwymiarowej przestrzeni pomiędzy  $2 < D_F < 3$ , itd. Kolejnym, ważnym krokiem w rozwoju analizy fraktalnej było wprowadzenie pojęcia *multifraktala*. W myśl definicji Federa (1988), *multifraktal* jest obiektem, który w różnych swoich częściach ma różne wymiary samopodobieństwa, innymi słowy stanowi nietrywialne połączenie wielu fraktali, każdy o innym wymiarze fraktalnym. W konsekwencji opis wewnętrznej struktury multifraktala sprowadza się, więc do rozważenia całego spektrum wymiarów, a nie jak to miało miejsce w przypadku fraktala

tylko jednego. Pozwala to na pełniejszy opis danych, w tym i obrazów, co potwierdzają liczne opracowania (Lopes i Betrouni, 2009; Stojić *et al.*, 2006).

## 1.2. Formalizm multifraktalny w teledetekcji

Geometria fraktalna wzbudza zainteresowanie ze strony teledetekcji przede wszystkim, jako narzędzie umożliwiające charakterystykę cech teksturalnych zarejestrowanych obrazów (Sun *et al.*, 2006; Tso i Mather, 2009). Przeglądu bogatej literatury dotyczącej zastosowań fraktali w teledetekcji dokonali Sun *et al.* (2006). Wydzielili oni cztery główne obszary zastosowań: globalną charakterystykę cech teksturalnych obrazu (np. w celu detekcji zmian czy automatycznego wyszukiwania obrazów), lokalną charakterystykę cech teksturalnych obrazu jako wsparcie procesu klasyfikacji, charakterystykę cech geometrycznych (kształtu) obiektów uzyskanych w wyniku klasyfikacji oraz badanie efektu skali na obrazowane cechy środowiska (wpływu rozdzielczości rejestrowanego obrazu na możliwość rejestracji i badania określonych obiektów i zjawisk). Mniej powszechnie zastosowania technik fraktalnych w odniesieniu do obrazów teledetekcyjnych obejmują również m.in. generowanie sztucznych obrazów, kompresję danych obrazowych oraz filtrację i odszumianie obrazów.

Jak zauważają w swojej pracy Sun *et al.* (2006), badanie wymiaru fraktalnego pozwala na charakteryzowanie pewnych aspektów teksturalnych obrazów teledetekcyjnych. Analiza fraktalna nie stanowi jednak sama w sobie narzędzia umożliwiającego kompletny opis tekstury tego rodzaju obrazów i uzyskanie satysfakcjonujących wyników ich klasyfikacji.

Przyczyny takiego stanu rzeczy mogą być co najmniej dwojakie. Po pierwsze, używanie w analizie obrazów pojedynczego wymiaru fraktalnego okazało się być obarczone zasadniczą wadą (Evertsz i Mandelbrot, 1992) - estymacja liczby komórek potrzebnych do pokrycia obrazu nie bierze pod uwagę rozkładu punktów wewnątrz tego zbioru. Nieregularność rozkładu jest niewychwytywalna przez pojedynczy wymiar fraktalny. W konsekwencji, obrazy posiadające niejednorodny i różny rozkład punktów, mogą mieć ten sam wymiar fraktalny. W celu poprawy i uszczegółowienia analiz rozpoczęto więc rozważać badany obraz jako połączenie wielu podzbiorów zidentyfikowanych przez różne wymiary fraktalne (Hentschel i Procaccia, 1983). Jednocześnie własności teledetekcyjnych obrazów powierzchni Ziemi (samopodobieństwo rozpatrywane w różnych skalach) odbiegają w znaczący sposób od założeń idealnego monofraktala (De Cola, 1993).

Powyższe problemy powodują rosnące zainteresowanie wykorzystaniem w zastosowaniach teledetekcyjnych formalizmu multifraktalnego. Podejście multifraktalne, podobnie jak wcześniej fraktale, wydaje się być interesujące przede wszystkim jako narzędzie analizy cech teksturalnych obrazu. Okazało się być użyteczne, przykładowo – w określaniu zachowania radarowego współczynnika rozproszenia w analizach pól lodowych (Falco *et al.*, 1996), czy analizie zmian (Canus i Vehel, 1996). Pojawiły się również propozycje wykorzystania parametrów pozyskiwanych na drodze analizy multifraktalnej obrazu w klasyfikacji (Bourissou *et al.*, 1994) czy segmentacji obrazów radarowych (Yeo i Gan, 2001). Wyniki tego typu eksperymentów są obiecujące. W szczególności ostatnie analizy pokazują, że wymiary multifraktalne (jedna z funkcji

opisująca skalowanie multifrakalne) mogą służyć jako pewnego rodzaju identyfikatory różnych klas obiektów. Udało się wykazać m.in., że w pewnych przypadkach, obszary o niskiej intensywności, takie jak akwenty, mogą być odróżniane od innych klas obszarów w sposób automatyczny (Teng *et al.*, 2004).

Levy Vehel i Mignot (1994) proponują w swojej pracy wykorzystanie analizy multifrakalnej do segmentacji obrazów. Otrzymane wyniki pokazują, iż w pewnych przypadkach zaproponowana przez nich metoda pozwala na uzyskanie rezultatu przynajmniej tak dobrego jak przy wykorzystaniu metod klasycznych opierających się na filtrach krawędziowych takich jak filtr Canny-Derliche. Porównanie przeprowadzone było zarówno na obrazach sztucznie wygenerowanych jak i obrazie naturalnym. Xia *et al.* (2010) proponują w swojej pracy wykorzystanie sygnatur multifrakalnych DBC, RDBC i M do segmentacji obrazów przedstawiających różnego rodzaju homogeniczne tekstury wybranych z albumu tekstur. Ich eksperyment pokazuje użyteczność tych metod do rozróżniania poszczególnych rodzajów tekstury w ramach jednego obrazu ze stosunkowo wysoką dokładnością, otrzymane przez nich wyniki pozwalają przypuszczać, że metody te zastosowane do obrazów teledetekcyjnych pozwolą na ich segmentację.

Przegląd dotychczasowych zastosowań formalizmu multifrakalnego w analizie obrazów teledetekcyjnych pokazuje, iż dominują aplikacje związane z segmentacją i klasyfikacją obrazów radarowych. W literaturze pojawiają się jednak również prace wskazujące na przydatność multifraktali w odniesieniu do analizy obrazów optycznych o różnej rozdzielczości przestrzennej (Parrinello i Vaughan, 2002; Voorons *et al.*, 2003; Yahia *et al.*, 2008). Pojawiają się również inne niż segmentacja i klasyfikacja propozycje wykorzystania analizy multifrakalnej w odniesieniu do obrazowych danych teledetekcyjnych.

Grazzini *et al.* (2004) proponują opartą na formalizmie multifrakalnym metodę zachowującą kontury wygładzania wysokorozdzielczych obrazów satelitarnych. Propozycja ta bazuje na wykorzystującym multifrakalną analizę obrazu podejściu stosowanym w kompresji danych obrazowych i przebiega w dwóch etapach. Pierwszym krokiem jest przeprowadzenie multifrakalnej dekompozycji obrazu. Poszczególnym pikselom obrazu przypisywany jest tzw. wykładnik osobliwości charakteryzujący regularność odpowiedzi spektralnych w jego otoczeniu (Turiel i Parga, 2000). Następnie dokonywana jest hierarchiczna dekompozycja obrazu, w wyniku której możliwe jest wyodrębnienie komponentu (obrazu) przedstawiającego najsilniejsze osobliwości (*Most Singular Component*). Na jego podstawie możliwe jest odtworzenie obrazu oryginalnego (Turiel i Del Pozo, 2002). Proces ten może być również przeprowadzony w taki sposób, by zachować niezmiennione obszary występowania najsilniejszych osobliwości przy jednoczesnym uzyskaniu większej jednorodności jasności pikseli w obszarach homogenicznych. W efekcie uzyskany zostanie obraz wygładzony, na którym jednak jednocześnie zachowane zostaną kontury obiektów (krawędzie). Poziom wygładzenia obrazu może być w tej metodzie kontrolowany przez użytkownika. Grazzini *et al.* (2004) proponują wykorzystanie tej metody w celu przygotowania wysokorozdzielczych obrazów teledetekcyjnych do procesu segmentacji.

Hu *et al.* (2009) przedstawiają propozycję wykorzystania formalizmu multifrakalnego do generowania obrazów o podwyższonej rozdzielczości (*super-resolution*

*reconstruction*). Celem tego procesu jest otrzymanie z zarejestrowanego obrazu o niższej rozdzielczości nowego obrazu posiadającego rozdzielczość przestrzenną wyższą od obrazu wejściowego. Dotychczas stosowane w tym celu podejścia różnią się w zależności od tego czy jako dane wejściowe używany jest pojedynczy obraz o niższej rozdzielczości czy też zbiór kilku takich obrazów. W przypadku pojedynczych obrazów teledetekcyjnych dominują metody wykorzystujące analizę zmieszania spektralnego. Metody te nie nadają się jednak do niektórych rodzajów zobrazowań (np. obrazów termalnych).

W metodzie zaproponowanej przez Hu *et al.* (2009), po sprawdzeniu czy przetwarzany obraz posiada charakter multifrakalny, na drodze analizy multifraktalnej uzyskiwana jest postać funkcji transferu informacji oraz szacowany rozkład przestrzenny addytywnego białego szumu gaussowskiego. Po usunięciu szumu, w oparciu o wyniki analizy multifraktalnej, generowany jest obraz o podwyższonej rozdzielczości. Autorzy przedstawiają zastosowanie opracowanej przez siebie metody w celu wygenerowania na podstawie modelu SRTM modelu wysokościowego o podwyższonej rozdzielczości przestrzennej. Niestety brak w literaturze przykładów wykorzystania tego podejścia bezpośrednio do obrazów teledetekcyjnych (np. obrazu termalnego).

Interesujące wydają się również próby wykorzystania fraktali i analizy multifraktalnej w odniesieniu do przetwarzania obrazów hiperspektralnych. W tym przypadku narzędzia te stosowane są do analizy krzywych spektralnych dla poszczególnych pikseli obrazu. Przedstawiane w literaturze wyniki (Dong, 2008; Ziyong, 2010) wskazują na potencjalnie znaczną przydatność tego rodzaju analiz multifrakalnych w procesie klasyfikacji treści obrazów hiperspektralnych.

Należy podkreślić, iż mimo wymienionych działań, ciągle brakuje systematycznej i kompleksowej analizy charakterystyk multifrakalnych dla danych teledetekcyjnych uwzględniających wiele klas obiektów. Coraz bardziej uwidacznia się potrzeba zweryfikowania podejścia multifraktalnego na dużym zestawie zobrazowań, posiadających różną złożoność, w tym różne stopnie zurbanizowania terenów, obszary leśne, wodne. Podsumowując obecny stan wiedzy na temat użyteczności formalizmu multifraktalnego w zastosowaniu do wymienionych analiz zobrazowań satelitarnych, należy pokreślić, iż wskazuje on na duże możliwości opisu jak i klasyfikacji zobrazowań, dając nadzieję na zastosowanie w kontekście powstałych i dopiero planowanych danych obrazowych.

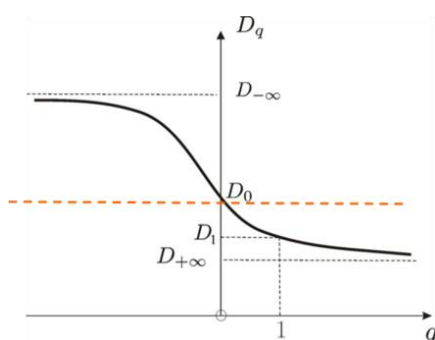
## 2. DANE

Do przeprowadzenia analizy multifraktalnej wybraliśmy wysokorozdzielcze zobrazowania satelitarne pozyskane przez satelitę WorldView-2, jako obrazy panchromatyczne charakteryzujące się rozdzielczością przestrzenną wynoszącą 0.5 m. Ich rozdzielczość radiometryczna wynosi 11-bitów. Każde ze zdjęć zostało pocięte na mniejsze fragmenty o rozmiarze 512 na 512 pikseli każdy. W ten sposób otrzymaliśmy zestaw danych składający się ze 159 elementów. Uzyskane próbki prezentują cztery podstawowe klasy pokrycia terenu: obszary zabudowane (43 próbki), lasy (47 próbek), pola uprawne (31 próbek) lub wodę (38 próbek). Należy dodać, że na danej próbce dominuje tylko jedna z wymienionych klas, zajmując powyżej 90% całej powierzchni. Wykorzystane dane przedstawiają fragmenty terenu z okolic Nowego Targu, zbiornika Goczałkowickiego oraz Warszawy.

### 3. METODYKA BADAŃ

#### 3.1. Wymiary uogólnione

Jak wspominaliśmy w rozdziale 1 pracy, aby móc charakteryzować zbiory multifraktalne należy rozważyć całe spektrum wymiarów zwane dokładniej widmem wymiarów uogólnionych  $D_q$  (Halsey *et al.*, 1989). Funkcja  $D_q$  jest określona dla wszystkich rzeczywistych wartości wskaźnika  $q$  ( $-\infty < q < \infty$ ) i przy skalowaniu multifraktalnym zmienia się nieliniowo wraz z  $q$ . Z kolei dla monofraktału wymiary uogólnione są funkcjami stałymi względem  $q$  (patrz rys. 3.1).



Rys. 3.1: Wymiary uogólnione  $D_q$  jako liniowe dla fraktali (linia przerywana) i nieliniowe dla multifraktali (linia ciągła) funkcje zmiennej  $q$ .

Wymiary uogólnione  $D_q$  opisują niejednorodności rozważanych miar (Hentschel i Procaccia, 1983). Dokładniej mówiąc, dla  $q > 1$  komórki o większej mierze mają większy wpływ na wartość  $D_q$ , a zatem są brane pod uwagę regiony o dużej koncentracji miary. Duże ujemne wartości indeksu  $q$  wskazują z kolei na obszary o mierze rzadziej skoncentrowanej. Co więcej, zmienność funkcji  $D_q$  określona parametrem:

$$\Delta = D_{-\infty} - D_{+\infty} \quad (3)$$

definiuje poziom multifraktalności i ilościowo opisuje niejednorodności występujące w analizowanych danych (Wawrzaszek i Macek, 2010). Należy zaznaczyć, że w ramach niniejszej pracy poziom multifraktalności to główny ilościowy parametr wybrany do opisu poszczególnych zdjęć, w szczególności stanowić będzie on podstawę w procesie automatycznego klasyfikowania całego zbioru danych.

#### 3.2. Wyznaczanie parametrów multifraktalnych z obrazów panchromatycznych

W celu wyznaczenia wymiarów uogólnionych dla dwuwymiarowych zdjęć w skali szarości stosujemy podejście, w którym obraz dzielony jest na  $N(\delta)$  bloków o rozmiarze  $\delta \times \delta$  każdy. Następnie, dla każdego bloku wyznaczana jest miara multifraktalna zgodnie ze wzorem:

$$\mu_i(\delta) = \frac{p_i(\delta)}{\sum_{i=1}^{N(\delta)} p_i(\delta)}, \quad (4)$$

gdzie  $i = 1, \dots, N(\delta) = 2^n$  oznacza blok o rozmiarze  $\delta$ . Należy podkreślić, iż w ramach niniejszej pracy rozważamy trzy miary:  $p_i^{\text{SUM}}(\delta) = \sum_{(k,l) \in \Omega_i} g(k,l)$ ,  $p_i^{\text{MAX}}(\delta) = \max_{(k,l) \in \Omega_i} g(k,l)$  oraz  $p_i^{\text{DBC}}(\delta) = \max_{(k,l) \in \Omega_i} |d(k,l)|$ , gdzie  $g(k,l)$  odpowiada wartości skali szarości w punkcie  $(k,l)$ . Z kolei  $\Omega$  oznacza zbiór wszystkich pikseli w  $i$ -tym bloku, a  $d(k,l)$  odchylenie poziomów szarości w  $i$ -tym bloku (Stojić *et al.*, 2006).

W kolejnym etapie analizy wyznaczana jest tzw. funkcja podziału  $q$ -tego rzędu postaci:

$$\chi(q, \delta) = \sum_{i=1}^{N(\delta)} (\mu_i(\delta))^q. \quad (5)$$

Dla miary multifraktalnej, funkcja podziału przy  $\delta \rightarrow 0$  i  $N(\delta) \rightarrow \infty$  skaluje się zgodnie z relacją:

$$\chi(q, \delta) \propto \delta^{D_q(q-1)}, \quad (6)$$

gdzie  $D_q$  to wymiary uogólnione (Halsey *et al.*, 1989). Zatem dla danego  $q$ , rozważając nachylenia  $\log \chi(q, \delta)$  względem  $\log(\delta)$  uzyskujemy wartości  $D_q$  jako funkcji  $q$  zgodnie ze wzorem:

$$D_q = \begin{cases} \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log(\chi(q, \delta))}{(q-1) \log(\delta)}, & q \neq 1 \\ \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(\delta)} \mu_i(\delta) \log(\mu_i(\delta))}{\log(\delta)}, & q = 1 \end{cases}. \quad (7)$$

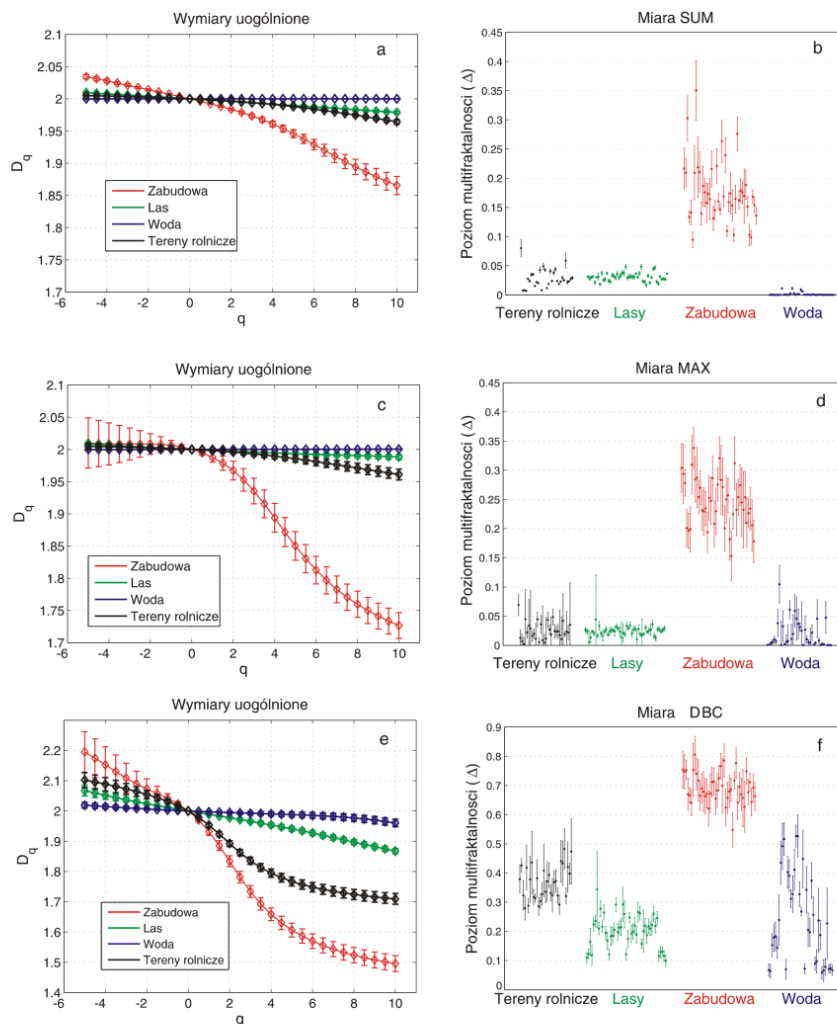
Warto nadmienić, iż metoda opisana powyżej została przetestowana na wygenerowanych przez nas sztucznych obrazach multifrakalnych (Perfect *et al.*, 2009). Dokładniej mówiąc, wygenerowaliśmy sztuczne obrazy o zadanych parametrach multifrakalnych, a następnie stosując metodę przedstawioną powyżej udało nam się te parametry odtworzyć.

#### 4. WYNIKI

Wybrane widma wymiarów uogólnionych uzyskane dla danych teledetekcyjnych z satelity WorldView-2 prezentuje rysunek 4.1a, c i e. W szczególności przedstawia on funkcje  $D_q$  wyznaczone dla zabudowy (linia czerwona), lasu (linia zielona), wody (linia niebieska) i terenów rolniczych (linia czarna) przy zastosowaniu odpowiednio miary SUM (rys. 4.1a), MAX (rys. 4.1c) i DBC (rys. 4.1e). Jak widzimy, największą zmienność wymiarów uogólnionych, a co za tym idzie multifraktalność (niejednorodność) prezentuje zabudowa, z kolei najmniejszą woda, przy zastosowaniu każdej z trzech miar. Co więcej, tylko dla przypadków wody - wymiary uogólnione są funkcjami stałymi względem  $q$ , co skłania do wniosków na temat monofraktalnego charakteru wody i możliwości jej opisu za pomocą jednego fraktala. Tereny rolnicze jak i las, z prezentowanym przez siebie poziomem niejednorodności, znajdują się pomiędzy zabudową a wodą.

Aby móc w sposób automatyczny wykonać przegląd 159 wybranych przypadków i dokonać ich podziału wyznaczamy liczbową miarę dla każdej próbki, tj. poziom

multifraktalności ( $\Delta$ ), którego uzyskane wartości wraz z błędami wyznaczenia zbiorczo prezentują wykresy 4.1 b, d i f.



Rys. 4.1: Przykładowe wymiary uogólnione (panel lewy) i poziomy multifraktalności (panel prawy) wyznaczone dla czterech form pokrycia terenu, tj. zabudowy (linia czerwona), lasu (linia zielona), wody (linia niebieska) i terenów rolniczych (linia czarna) przy zastosowaniu miary SUM (a, b), MAX (c, d) i DBC (e, f).

Analizując rysunki 1 b, d i e widzimy, że wartości poziomu multifraktalności wiążą się z typem pokrycia terenu i w ogólności pozwalają na automatyczne przypisanie rozważanych przypadków do poszczególnych klas. Najlepiej poszczególne klasy pokrycia terenu udaje się rozdzielić przy stosowaniu miary SUM. Miara ta pozwala dokonać podziału przypadków na trzy grupy: wodę (najmniejszy poziom multifraktalności bliski 0),



zabudowę (największy poziom multifraktalności w zakresie 0,095 – 0,280), tereny rolnicze i lasy (z poziomem multifraktalności znajdującym się pomiędzy zabudową i wodą). Obserwujemy jednak brak jednoznaczności podczas procesu rozróżnienia terenów rolniczych od lasów. Z pomocą wydaje się jednak przychodzić miara DBC, która jak pokazuje przypadek 4.1f jest w stanie rozdzielić tereny rolnicze od lasów, ale należy podkreślić, że nie jest w stanie wyodrębnić pozostałych form pokrycia terenu. Oceniając z kolei miarę MAX możemy stwierdzić, że jest ona w stanie wydobyć jedynie przypadki zabudowy.

## 5. PODSUMOWANIE I WNIOSKI

W pracy rozważyliśmy formalizm multifraktalny jako narzędzie wspomagające opis i ekstrakcję informacji z zobrażeń satelitarnych. W szczególności zaproponowaliśmy poziom multifraktalności jako parametr, który może pomóc w procesie automatycznej klasyfikacji treści wysokorozdzielczych obrazów teledetekcyjnych.

Analizowany przez nas zbiór danych zawierał próbki obrazów przedstawiających tereny rolnicze, lasy, zabudowę i wody. Spośród trzech zastosowanych miar multifraktalnych (SUM, MAX i DBC) najbardziej optymalne w celu automatycznego rozpoznania treści analizowanych przez nas obrazów wydaje się zastosowanie w pierwszym etapie miary SUM, wyodrębniającej wodę i zabudowę, a następnie miary DBC, która rozdzieli tereny rolnicze od lasów.

Należy podkreślić, iż przedstawione w pracy wstępne analizy multifraktalne planujemy rozwijać, m.in. poprzez rozważenie dużych repozytoriów danych obrazowych, w tym danych pochodzących z innych obszarów geograficznych oraz zastosowanie uzyskiwanych miar multifraktalnych w procesie klasyfikacji danych obrazowych przy użyciu metod poszukiwania wiedzy w danych, takich jak drzewa decyzyjne czy sieci neuronowe. Planujemy również wykorzystanie wyników analizy multifraktalnej w klasyfikacji treści pojedynczych scen satelitarnych o zróżnicowanym użytkowaniu i pokryciu terenu.

Podsumowując dokonany przegląd literatury i przeprowadzone analizy, możemy stwierdzić że formalizm multifraktalny wydaje się być obiecującym podejściem, które znajdzie szersze zastosowanie w teledetekcji.

## 6. LITERATURA

Bourissou A., Pham K., Levy-Vehel J., (1994). A multifractal approach for terrain characterization and classification on SAR images. *IGARSS 1994, Surface and Atmospheric Remote Sensing*, Vol. 3, s. 1609–1611.

Canus C., Vehel J.L., (1996). Change detection in sequences of images by multifractal analysis. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP-96)*, Vol. 4, s. 2172-2175.

De Cola L., (1993). Multifractals in image processing and process imaging. *Fractals in Geography*, N.S.-N. Lam, L. De Cola (Eds), New Jersey: Prentice Hall, s. 282–304.

Dong P., (2008). Fractal signatures for multiscale processing of hyperspectral image data. *Advances in Space Research*, 41, s. 1733-1743.

- Evertsz C.J.G., Mandelbrot B.B., (1992). Multifractal measures. *Springer Verlag Faculty of Civil Engineering*, Czech Technical University in Prague.
- Falco T., Francis F., Lovejoy S., Schertzer D., Kerman B., Drinkwater M., (1996). Universal Multifractal Scaling of Synthetic Aperture Radar Images of Sea-Ice. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34, 4, s. 905-914.
- Feder, J., (1988), *Fractals*. Plenum Press, New York and London.
- Grazzini J., Turiel A., Yahia H., Herlin I., (2004). Edge-preserving Smoothing of High-resolution Images with a Partial Multifractal Reconstruction Scheme. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. XXXV, B3, s.1125-1129.
- Halsey T.C., Jensen M.H., Kadanoff L.P., Procaccia I., Shraiman B.I., (1989). Fractal measures and their singularities: The characterization of strange sets. *Physical Review A*, 33(2) , doi:10.1103/PhysRevA.33.1141, s. 1141–1151.
- Hentschel H., Procaccia I., (1983). The infinite number of generalized dimensions of fractals and strange attractor. *Physica D*, 8, s. 435–444.
- Hu M.G., Wang J.F., Ge Y., (2009). Super-Resolution Reconstruction of Remote Sensing Images Using Multifractal Analysis. *Sensors*, 9, s. 8669-8683.
- Levy Vehel J., Mignot P., (1994). Multifractal segmentation of images. *Fractals*, Vol. 2, 3, s. 371-378.
- Lopes R., Betrouni N., (2009). Fractal and multifractal analysis: A review, *Medical Image Analysis*, Vol. 13, s. 634-649.
- Mandelbrot B.B., (1983). *The fractal geometry of nature* /Revised and enlarged edition/, W.H. Freeman and Co., New York.
- Parrinello T., Vaughan R.A., (2002). Multifractal analysis and feature extraction in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 9, s. 1799-1825.
- Perfect E., Tarquis A.M., Bird N.R.A., (2009). Accuracy of generalized dimensions estimated from grayscale images using the method of moments, *Fractals*, Vol. 17, No. 3, s. 351-363.
- Sun W., Xu G., Gong P., Liang S., (2006). Fractal analysis of remotely sensed images: A review of methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, No. 22, s. 4963-4990.
- Stojić T., Reljin I., Reljin B., (2006). Adaptation of multifractal analysis to segmentation of microcalcifications in digital mammograms. *Physica A*, 367, s. 494–508.
- Szczepaniak A., Macek W.M., (2008). Asymmetric multifractal model for solar wind intermittent turbulence, *Nonlinear Processes in Geophysics*, 15, s. 615-620.
- Teng H.T., Ewe H.T., Tan S.L., (2004). A multifractal approach for classification of SAR image. *3rd National Microwave Remote Sensing Seminar*, Malaysian Remote Sensing Agency.
- Tso B., Mather P.M., (2009). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. CRC Press.
- Turiel A., Parga N., (2000). The multi-fractal structure of contrast changes in natural images: from sharp edges to textures. *Neural Computation*, 12, s. 763–793.
- Turiel A., Del Pozo A., (2002). Reconstructing images from their most singular fractal set. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11, s. 345–350.
- Voorons M., Germain M., Benie G.B., Fung K., (2003). Segmentation of high resolution images based on the multifractal analysis. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2003*, Vol. 6, s. 3531-3533.

Wawrzaszek A., Macek W.M., (2010). Observation of the multifractal spectrum in solar wind turbulence by Ulysses at high latitudes. *Journal of Geophysical Research*, 115, A07104, doi: 10.1029/2009JA015176.

Xia Y., Feng D., Zhao R., Zhang Y. (2010). Multifractal signature estimation for texture image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 31, s. 163-169.

Yahia H., Turiel A., Chrysoulakis N., Grazzini J., Prastacos P., Herlin I., (2008). Application of the multifractal microcanonical formalism to the detection of fire plumes in NOAA\_AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 29, 14, s. 4189-4205.

Yeo T.S., Gan D., (2001). A multifractal approach for auto-segmentation of SAR images, *IEEE Geoscience & Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2001*, Vol. 5, s. 2301-2303.

Ziyong Z., (2010). Multifractal based hyperion hyperspectral data mining. *Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD 2010)*, s. 2109-2113.

## **PODZIĘKOWANIA**

Niniejsza praca przeprowadzona została przy wsparciu Narodowego Centrum Nauki (NCN) oraz Ministerstwa Nauki i Szkolnictwa Wyższego (MNiSW): grant NN 526 1568 40. Dziękujemy firmie SmallGIS za udostępnienie zdjęć satelitarnych WorldView-2.

## **ACKNOWLEDGEMENTS**

This work has been supported by the Polish National Science Centre (NCN) and the Ministry of Science and Higher Education (MNiSW) through grant NN 526 1568 40. SmallGIScompany for the provision of WorldView-2 satellite images.

## MULTIFRACTAL FORMALISM IN SATELLITE IMAGE ANALYSIS

KEY WORDS: fractal, multifractal formalism, generalized dimensions, classification, satellite images

### Summary

**ABSTRACT:** In our work we present multifractal formalism as a tool for description and extraction of information on very high spatial resolution satellite images. This approach is based on an assumption that single image (multifractal) consists of number of fractals, each with different dimension. Multifractals are used for description, modelling, analysis and processing of different complex shapes and signals. In particular multifractal decomposition can be used in the analysis of heterogeneous measures and structures typical for satellite images. It allows for detailed characterisation (local and global) and description using functions. Listed advantages motivate our work on this topic.

First part of our paper is a review of multifractal methods applied so far in remote sensing. Next we present our approach and results of analysis done on 159 subsets of images acquired by WorldView-2 satellite. Our test samples present different land cover types.

Conducted analysis shows that generalised dimensions designated for individual fragments of images differs depending on the present land cover types. Also values of multifractality are connected to a land cover type. In general they allow for automatic assignment of land cover types to specific classes. Some deviations take place in case of discrimination between agricultural areas and forests – this will be a point for future investigation. The highest multifractality level can be observed for urban areas, the lowest for water that can be considered as a monofractal.

Conducted analysis shows that multifractal formalism creates additional possibilities for the description and automatic classification of images.

Dane autorów:

dr Anna Wawrzaszek  
e-mail: sanna@cbk.waw.pl  
telefon: (+48 22) 496 6407  
fax: (+48 22) 840 31 31

Michał Krupiński  
e-mail: mkrupinski@cbk.waw.pl  
telefon: (+48 22) 496 63 88  
fax: (+48 22) 840 31 31

Sebastian Aleksandrowicz  
e-mail: saleksandrowicz@cbk.waw.pl  
telefon: (+48 22) 496 63 88  
fax: (+48 22) 840 31 31

dr inż. Wojciech Drzewiecki  
e-mail: drzewiec@agh.edu.pl  
telefon: (+48 12) 617 22 88  
fax: (+48 12) 617 39 93