



UNIWERSYTET IM. ADAMA MICKIEWICZA W POZNANIU

Wydział Nauk Geograficznych i Geologicznych

Kierunek studiów: Geoinformacja

Nr albumu: 444861

Błażej Kościański

**Porównanie metod (miar?) określania zmian
struktury przestrzennej kategorii pokrycia
terenu**

TODO

Praca magisterska napisana
w Instytucie Geoekologii i Geoinformacji
pod kierunkiem
dr. hab. Jakuba Nowosada

Poznań, 2023

Streszczenie

Abstrakt

Streszczenie powinno przedstawiać skrótowo główny problem pracy i jego rozwiązanie. Możliwa struktura streszczenia to: (1) 1-3 zdania wstępu do problemu (czym się zajmujemy, dlaczego jest to ważne, jakie są problemy/luki do wypełnienia), (2) 1 zdanie opisujące cel pracy, (3) 1-3 zdania przedstawiające użyte materiały (dane) i metody (techniki, narzędzia), (4) 1-3 zdania obrazujące główne wyniki pracy, (5) 1-2 zdania podsumowujące; możliwe jest też określenie dalszych kroków/planów.

Słowa kluczowe: (4-6 słów /zwrotów opisujących treść pracy, które nie wystąpiły w tytule)

Abstract

The abstract must be consistent with the above text.

Keywords: (as stated before)

Spis treści

| | |
|--|-----------|
| Streszczenie | 3 |
| 1 Wprowadzenie | 5 |
| 2 Metody określania zmian struktur przestrzennych | 9 |
| 2.1 Analiza zmian struktur przestrzennych | 9 |
| 2.2 Miary odległości, podobieństwa i niepodobieństwa | 10 |
| 3 ??? | 13 |
| 4 Pierwsza ankieta | 15 |
| 4.1 Dane i format pytań | 17 |
| 4.2 Wyniki | 20 |
| 5 Druga ankieta | 23 |
| 6 Podsumowanie | 25 |

Rozdział 1

Wprowadzenie

Informacje geograficzne stanowią wyniki selekcji i przetwarzania danych **dotyczących aspektów** otaczającej nas przestrzeni geograficznej. Pozwalają na bardziej zrozumiałe i efektywne analizowanie, modelowanie oraz interpretowanie złożonych zjawisk i procesów zachodzących w naszym otoczeniu. Informacje geograficzne i ich aspekty nie stanowią niepodważalnych faktów, lecz często powstają w wyniku działań jednostek, jak i wspólnych wysiłków grup ekspertów, którzy zajmują się wyborem, analizą i klasyfikacją danych geograficznych (Comber et al., 2005). W procesie tworzenia informacji geograficznych istnieje zatem pewien stopień subiektywności, który może wpłynąć na ostateczny kształt (ostateczną postać?) tych informacji, ich interpretację, jak i na ich użyteczność w kontekście innych zastosowań. Przykładem informacji geograficznej, której ostateczna postać zależy od założeń przyjętych w trakcie tworzenia danych przestrzennych, jest pokrycie terenu.

Przyjmuje się, że termin pokrycie terenu obejmuje zbiór wszelkich elementów obecnych na powierzchni Ziemi (**dodać ref**). W elementy pokrycia terenu włączają się obiekty związane z działalnością człowieka, skutkami sił przyrody oraz wszelkie inne istniejące obiekty, które mogą znaleźć się w przestrzeni geograficznej (**dodać ref**). Tworzenie dokładnych i wiarygodnych danych dotyczących pokrycia terenu jest niezbędne w kontekście wielu zastosowań, takich jak planowanie przestrzenne (**dodać ref**), ochrona środowiska (**dodać ref**), czy analiza zmian klimatycznych (**dodać ref**). Ostateczna

forma tych danych jest jednak w dużej mierze determinowana przez wybory i założenia dokonywane w procesie ich tworzenia (**ewentualnie dodać rycinę z przykładem mapy pokrycia terenu**). W tym kontekście, analiza pokrycia terenu staje się istotnym polem badań, które skupia się na zarówno na technicznych aspektach zbierania danych, jak i na ich semantycznej interpretacji (**dodać ref**).

w tym akapicie gdzieś wspomnieć o rastrach Dane oraz wynikowe mapy pokrycia terenu są rezultatem złożonego procesu przetwarzania i analizy danych przestrzennych najczęściej w postaci obrazów satelitarnych (**dodać ref**). Na początku tego procesu, satelity wyposażone w sensory rejestrują obrazy Ziemi z różnych zakresów widmowych. Uzyskane obrazy mogą być interpretowane manualnie przez grupy specjalistów. Pozwala to na uzyskanie map pokrycia terenu o wysokiej dokładności, kosztem długiego procesu ich tworzenia (**dodać ref**). Dużo mniej czasochłonną metodą jest przetwarzanie przy użyciu algorytmów. Umożliwiają one względnie szybką, półautomatyczną identyfikację i klasyfikację różnych typów powierzchni kosztem mniejszej dokładności mapy wynikowej (**dodać ref**). Ostatecznie, dane przekształcone w mapy pokrycia terenu mogą posłużyć do analiz zmian pokrycia terenu (**dodać ref**).

Celem analiz zmian pokrycia terenu jest przede wszystkim monitorowanie i pogłębienie aktualnej wiedzy na temat ewolucji otaczającego nas krajobrazu (**dodać ref**). Jest to istotne w kontekście ochrony przyrody (**dodać ref**), planowania przestrzennego (**dodać ref**), oceny wpływu inwestycji (**dodać ref**) i infrastruktury na środowisko (**dodać ref**), a także w badaniach naukowych dotyczących zmian klimatycznych (**dodać ref**), bioróżnorodności (**dodać ref**) oraz innych procesów ekologicznych (Lu et al., 2004). Dzięki analizie zmian pokrycia terenu można identyfikować obszary zagrożone degradacją, monitorować skutki urbanizacji, deforestacji czy erozji, co umożliwia podejmowanie odpowiednich działań w celu zrównoważonego zarządzania środowiskiem i zachowaniem jego integralności.

W badaniach nad zmianami pokrycia terenu wykorzystuje się różnorodne metody analityczne (Lu et al., 2004). Niemniej jednak, wiele z tych technik koncentruje się na analizie zmian na poziomie indywidualnych komórek w siatce rastra (**dodać ref**). Choć podejście to może dostarczać użytecznych informacji dotyczących trendów zmian pokrycia terenu

na niewielkich obszarach, charakteryzuje się ono istotnymi ograniczeniami w kontekście interpretacji wyników. Szczególnie w przypadku badań obejmujących rozległe terytoria, takie jak kraje czy nawet kontynenty, bardziej efektywne staje się zastosowanie metod opartych na analizie struktur przestrzennych (Netzel et al., 2015). Głównym założeniem tych metod jest przekształcenie danych z postaci pojedynczych wartości komórek rastra w sygnatury przestrzenne, a następnie **DOPISAĆ**

Sygnatury przestrzenne stanowią statystyczny opis struktur przestrzennych kategorii pokrycia terenu na mniejszych, wydzielonych obszarach w obrębie całego zbioru danych. W celu porównania ze sobą dwóch sygnatur przestrzennych, wykorzystywane są miary niepodobieństwa. Umożliwiają one określenie w jakim stopniu dwa analizowane obszary się od siebie różnią pod względem **DOPISAĆ** Opracowane zostało wiele różnych miar niepodobieństwa, takich jak odległość euklidesowa, odległość Canberra, metryka Wave Hedges, współczynnik podobieństwa Jaccarda, odległość Jensena-Shannona czy dywergencja Pearsona (Cha, 2007). Współcześnie jednak nie określono, która z tych miar jest najbardziej zgodna zarówno z postrzeganiem przez człowieka, jak i wpływem zmian na procesy środowiskowe.

Celem tej pracy było porównanie metod określania zmian struktury przestrzennej kategorii pokrycia terenu w kontekście ich korelacji z postrzeganiem zmian przestrzennych przez ludzi. W celu realizacji tego zadania przeprowadzone zostały ankiety, w których zadaniem respondentów było określenie stopnia podobieństwa między parami rastrów. Badania przeprowadzone zostały na rastrach składających się wyłącznie z dwóch lub trzech kategorii. Wyniki ankiety zestawione zostały z wartościami 46 miar niepodobieństwa. Na tej podstawie, do dalszej analizy wybrane zostało 8 miar niepodobieństwa charakteryzujących się największą zgodnością z ludzką percepcją zmian przestrzennych.

Rozdział 2

Metody określania zmian struktur przestrzennych

W tym rozdziale zostaną kolejno opisane wszystkie zagadnienia kluczowe do pełnego zrozumienia tematyki określania zmian struktur przestrzennych w kontekście tematu zmian pokrycia terenu. W pierwszej kolejności zostanie opisana tematyka wykorzystania teorii informacji w analizie zmian pokrycia terenu. Omówione zostaną koncepcje przestrzennej kompozycji oraz konfiguracji, a także miary umożliwiające ich obliczenie. Następnie opisana zostanie idea reprezentacji rastrów w postaci macierzy i wektorów współwystępowania. W końcowej części rozdziału wyjaśnione zostaną zagadnienia miar odległości i podobieństwa oraz ich wykorzystania w celach analiz przestrzennych.

2.1 Analiza zmian struktur przestrzennych

Zmiany i różnice w pokryciu terenu można analizować przy użyciu różnych metod. Najbardziej podstawowym sposobem jest prosta analiza ilościowa różnic w pokryciu terenu na analizowanym obszarze lub obszarach. Inny sposób, oparty o metody wywodzące się z dziedziny ekologii krajobrazów, polega na sprowadzeniu rastrów do postaci sygnatur przestrzennych. Sygnatury te stanowią statystyczny opis pewnych struktur przestrzennych występujących wewnątrz rastra (Nowosad, [2021](#); Jasiewicz et al., [2015](#)). Takie

podejście do analizy przestrzennej umożliwia między innymi ocenę różnic w przestrzennej kompozycji i konfiguracji analizowanych jednostek przestrzennych.

Najbardziej fundamentalną sygnaturą przestrzenną rastra jest kompozycja. Opisuje ona liczbę komórek każdej kategorii wewnątrz analizowanego rastra. Kolejną ważną sygnaturą przestrzenną jest konfiguracja, która w sposób liczbowy opisuje sąsiedowanie ze sobą poszczególnych kategorii rastra (Gustafson, 1998). Często w celu lepszej reprezentacji analizowanych rastrów możemy wykorzystywać także bardziej skomplikowane sygnatury. Przykładem sygnatury łączącej zarówno kompozycję, jak i konfigurację przestrzenną jest macierz współwystępowania. Jest to macierz o wymiarach k na k , gdzie k reprezentuje liczbę kategorii obecnych w analizowanym rastrze (Haralick et al., 1973; Jasiewicz et al., 2015). Macierz tą możemy skonstruować poprzez zliczanie kolejno wszystkich par sąsiadujących ze sobą komórek w rastrze. Wewnątrz tej macierzy, wartości ułożone na przekątnych odnoszą się do kompozycji rastra, natomiast pozostałe do jego konfiguracji.

Na podstawie macierzy współwystępowania mogą zostać obliczone różne miary wywodzące się z dziedziny teorii informacji. Przykładem takiej miary jest entropia, która opisuje zróżnicowanie kompozycji rastra, czyli udziałów każdej z kategorii w rastrze. Kolejną miarą jest względna informacja wzajemna. Reprezentuje ona stopień sąsiedowania ze sobą kategorii w rastrze, czyli jego konfigurację przestrzenną. W celu porównywania ze sobą sygnatur w postaci dwuwymiarowej macierzy należy je sprowadzić do postaci jednowymiarowego wektora, a następnie przeprowadzić jego normalizację, tak aby wszystkie wartości sumowały się do 1. Taka postać pozwala na obliczanie miar odległości lub podobieństwa, pozwalających na porównywanie histogramów wartości (Cha, 2007). Miary te następnie pozwalają określić stopień zróżnicowania dwóch rastrów. Podejście to może być także wykorzystane w innych analizach przestrzennych, jak wyszukiwanie obszarów o podobnej strukturze przestrzennej, wykrywanie ich zmian oraz grupowanie obszarów o podobnej strukturze przestrzennej (Nowosad, 2021).

2.2 Miary odległości, podobieństwa i niepodobieństwa

Odległość i rozbieżność (inaczej podobieństwo) stanowią pewien policzalny stopień zróżnicowania pary obiektów. Największą różnicą między nimi jest to, że odległości są

symetryczne, podczas gdy rozbieżności są niesymetryczne. Oznacza to, że wyłącznie dla miar odległości otrzymujemy identyczny wynik przy porównywaniu par obiektów A i B, jak i par B i A. Wybór odpowiedniej miary odległości lub podobieństwa zależy między innymi od rodzaju pomiaru lub sposobu reprezentacji obiektów (Cha, 2007). W związku z tym rodzi się pytanie, która z miar pozwala na uzyskanie najlepszych wyników dla danego zastosowania. Celem tej pracy, jak wspomniano we Wprowadzeniu, jest zatem wskazanie takich miar odległości lub podobieństwa, których zmiany wartości są najbardziej powiązane z postrzeganiem tych samych zmian przez człowieka.

Zagłębiając się w tematykę miar odległości i podobieństwa należy przede wszystkim wyjaśnić nieścisłości wynikających z samego ich nazewnictwa. Wykorzystanie w tej pracy samej nazwy “miar odległości” mogłoby być zinterpretowane jako grupa miar pozwalających na określenie rzeczywistego, mierzalnego dystansu pomiędzy dwoma obiektami, co nie jest zgodne z tym w jaki sposób miary te wykorzystane zostały w tej pracy. Nazwa “miary podobieństwa” jest natomiast sprzeczna w interpretacji z ludzką intuicją. Logiczne byłoby, że niskie wartości tej miary oznaczają małe podobieństwo, podczas gdy wysokie wartości oznaczają wysokie podobieństwo między porównywanymi obszarami. W rzeczywistości miary podobieństwa funkcjonują zupełnie przeciwnie. W związku z powyższymi problemami, wszystkie 45 miar odległości, podobieństwa oraz tych wywodzących się z dziedziny teorii informacji, które zostały wykorzystane w tej pracy będą dalej nazywane miarami niepodobieństwa. Nazwa ta, o ile pozornie trudniejsza do zrozumienia ma jednak istotną przewagę w kontekście wszelkich analiz. W tym kontekście, wraz ze wzrostem wartości miar niepodobieństwa rośnie różnica pomiędzy porównywanymi obszarami. Oznacza to, że niskie wartości miar niepodobieństwa wskazują na niskie niepodobieństwo, czyli niewielkie różnice między porównywanymi obszarami. Analogicznie, wysokie wartości miar niepodobieństwa wskazują na duże różnice między porównywanymi obszarami.

Na podstawie podobieństw syntaktycznych, wyróżnia się kilka grup rodzin miar niepodobieństwa: rodzina Minkowski (odległość euklidesowa, odległość Minkowskiego, odległość Manhattan), rodzina L1 (Canberra, Sorensen, Kulczynski), rodzina Intersection (Intersection, Wave Hedges, Ruzicka), rodzina Inner Product (Jaccard, Harmonic mean), rodzina

Squared-chord (Fidelity, Matusita), rodzina Squared L2 (Clark, Pearson X2, Neyman X2), rodzina Shannon's Entropy (Jensen-Shannon, Kullback-Leibler), a także miary będące połączeniem innych miar oraz miary wywodzące się z teorii informacji.

tu mi się skończyły pomysły

Rozdział 3

???

Rozdział 4

Pierwsza ankieta

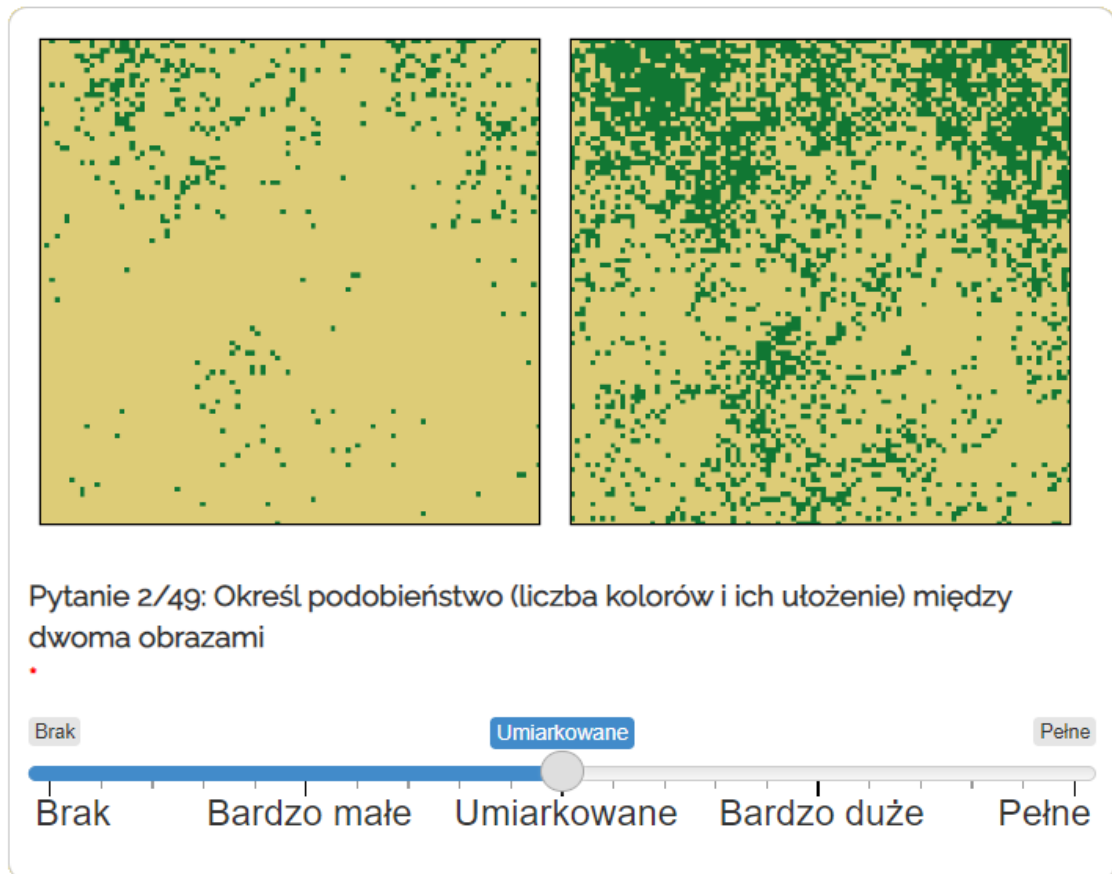
W tym rozdziale zostanie omówiony cel przeprowadzenia pierwszej ankiety oraz istotne aspekty związane z jej formą. Następnie opisany zostanie sposób przygotowania danych wraz z przyjętą metodą doboru pytań do ankiety. W końcowej części rozdziału przeprowadzona zostanie analiza i podsumowanie wyników uzyskanych z ankiety. Wyniki zostaną zestawione z miarami niepodobieństwa uwzględnionymi w analizie oraz zostaną przedstawione pierwsze wnioski wynikające z przeprowadzonych analiz.

Pierwsza ankieta została przeprowadzona w celu uzyskania wstępnych informacji, mających na celu zrozumienie wpływu różnic w entropii oraz względnej informacji wzajemnej między parami analizowanych rastrów na postrzeganie zmian pokrycia terenu przez ludzi. Głównym celem badania było wykazanie potencjalnych związków między percepcją zmian w pokryciu terenu przez ludzi a miarami niepodobieństwa, które te zmiany kwantyfikują. Przeprowadzenie ankiety pozwoliło także na wyznaczenie dalszego kierunku badań, jak i celów, które miałyby zostać osiągnięte jako wynik kolejnej ankiety.

Badanie zostało realizowane w terminie od 21 do 24 listopada 2022 roku. Proces zbierania odpowiedzi respondentów przyjął formę ankiety online, co pozwoliło respondentom na wygodny udział w badaniu przy użyciu komputera lub urządzenia mobilnego. Ankieta stworzona została w formie aplikacji internetowej za pomocą języka programowania R, na podstawie pakietów shiny oraz shinysurveys. Sama aplikacja umieszczona została

na platformie shinyapps.io (<https://www.shinyapps.io/>). Przeprowadzenie ankiety w formie online umożliwiło systematyczne gromadzenie oraz przechowywanie odpowiedzi w formie tabelarycznej, ułatwiając tym samym dalszą analizę i interpretację danych. Respondenci stanowili grupę 50 studentów Wydziału Nauk Geograficznych i Geologicznych Uniwersytetu im. Adama Mickiewicza. Wybór tej grupy respondentów oznacza, że byli oni już zaznajomieni z tematyką tworzenia i analiz map w formie rastrowej oraz pojęciem zmian pokrycia terenu.

Każdy z ankietowanych otrzymał do wypełnienia jeden z dwóch wcześniej przygotowanych zbiorów pytań. Każdy ze zbiorów składał się z 48 pytań, przy czym część pytań między zbiorami się pokrywała. Oznacza to, że łącznie uzyskano odpowiedzi na 93 unikatowe pytania. W każdym z pytań zadaniem respondentów było określenie podobieństwa na podstawie dwóch załączonych rastrów. W ramach badania respondenci mieli możliwość wyrażania swoich odpowiedzi za pomocą pięciostopniowej skali Likerta, która obejmowała poziomy od "Brak" przez "Bardzo małe", "Umiarkowane", "Bardzo duże" aż po "Pełne". Wykorzystanie skali Likerta o nieparzystej liczbie przedziałów, pozwoliło na zastosowanie przedziału środkowego, którego celem było reprezentowanie odpowiedzi neutralnych lub trudnych do określenia. Początkowo, zamiast skali Likerta planowano wykorzystać skalę liczbową, w zakresie mieszczącym się od 1 do 100, jednakże zrezygnowano z tego pomysłu, jako że znaczenie wartości na skali liczbowej może być interpretowane inaczej przez każdego respondenta oraz skala ta nie pozwalała na uwzględnienie wspomnianej wcześniej odpowiedzi neutralnej. Przykład pytania przedstawionego respondentom ilustruje rycina 4.1.



Pytanie 2/49: Określ podobieństwo (liczba kolorów i ich ułożenie) między dwoma obrazami

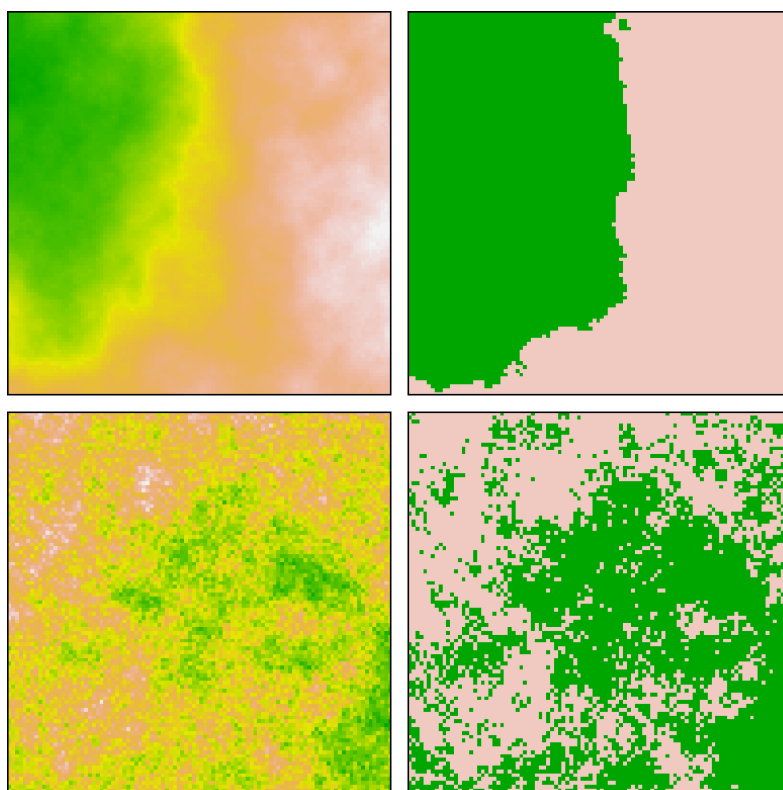
Brak Umiarkowane Pełne

Brak Bardzo małe Umiarkowane Bardzo duże Pełne

Rycina 4.1: Przykładowe pytanie z pierwszej ankiety

4.1 Dane i format pytań

Najważniejszym założeniem przy tworzeniu zbioru rastrów do pierwszej ankiety było przygotowanie ich w sposób umożliwiający uzyskanie pełnej reprezentacji wszystkich możliwych wartości przestrzennej kompozycji, jak i konfiguracji. Zbiór rastrów został przygotowany w oparciu o wykorzystanie funkcji *nlm_fbm* z pakietu NLMR (Sciaini et al., 2018). Funkcja ta pozwala na symulację rastrów przy użyciu ułamkowych ruchów Browna, będących uproszczeniem ruchów Browna. W tej funkcji poziom korelacji między kolejnymi krokami jest kontrolowany za pomocą parametru “frac_dim”. W kontekście tego badania, parametr ten reguluje konfigurację przestrzenną. Oznacza to, że w przypadku, gdy “frac_dim” przyjmuje niską wartość, wartości w generowanym rastrze rozmieszczone są w sposób losowy, zbliżony do szumu. Natomiast w przypadku wysokiej wartości “frac_dim”, na wynikowym rastrze tworzą się skupiska najwyższych i najniższych wartości, a przejścia pomiędzy nimi mają płynny, wygładzony charakter. **tutaj dodać kawałek**

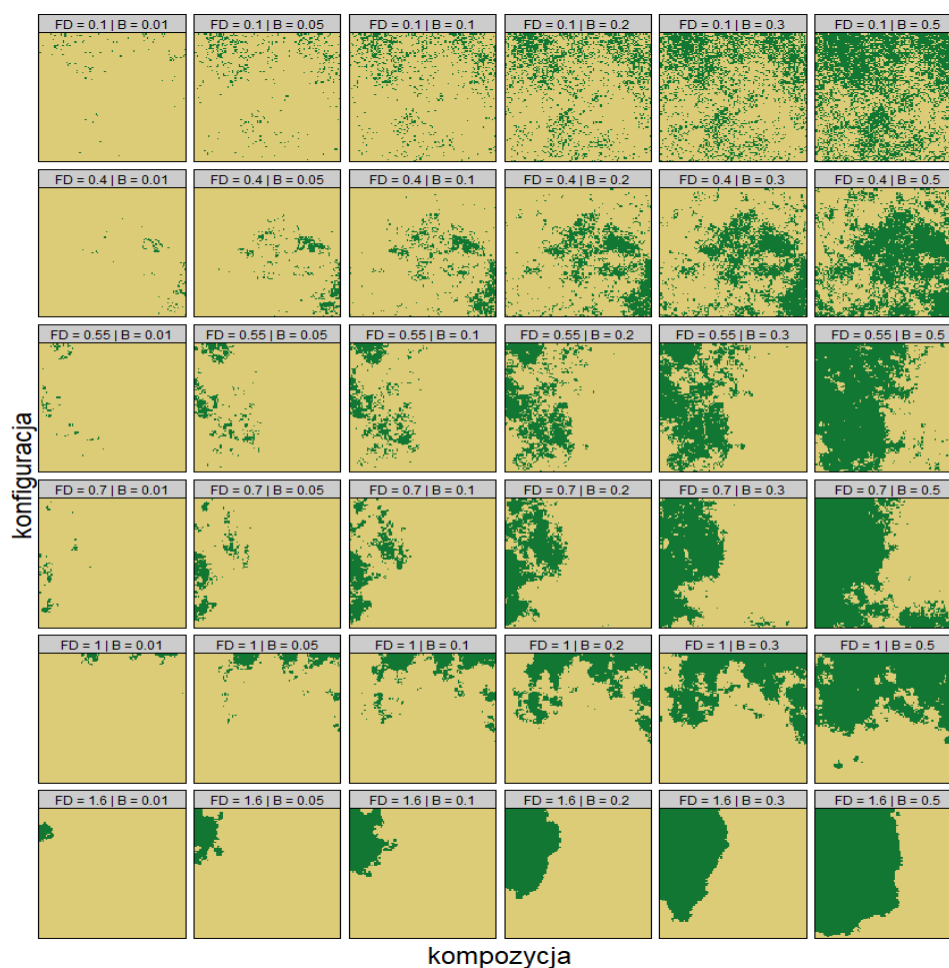


Rycina 4.2: Wizualizacja procesu symulacji rastrów do pierwszej ankiety albo placeholder zamiast pokazania jak działa funkcja

kodu pokazujący jak działa funkcja? Kolejnym krokiem w procesie tworzenia danych było dodanie zróżnicowania rastrów na podstawie ich przestrzennej kompozycji. Zostało to osiągnięte poprzez podział każdego z wynikowych rastrów na kategorie w oparciu o stałe przedziały wartości dla wszystkich rastrów. Proces

W następnym etapie przygotowania danych obliczone zostały wybrane miary opisujące struktury przestrzenne: entropia (ent), informacja wzajemna (mutinf) oraz względna informacja wzajemna (relmutinf). Miary te umożliwiły potwierdzenie uzyskania oczekiwanego rozkładu kompozycji i konfiguracji wewnątrz zbioru rastrów. Ostatecznie wygenerowane zostały zbiory rastrów składających się wyłącznie z dwóch lub trzech kategorii pokrycia terenu. Przykład jednego ze zbiorów rastrów przedstawia rycina 4.3. Celem uwzględnienia w badaniu rastrów z większą liczbą kategorii było stwierdzenie potencjalnych zależności między liczbą kategorii na rastrach a postrzeganiem przez ankietowanych podobieństw w strukturach przestrzennych.

Ostatnim krokiem przygotowania danych było wybranie najbardziej reprezentatywnych par rastrów tworzących poszczególne pytania. W tym celu, pytania w ankietach podzielone zostały na dwie grupy, wewnątrz których znalazły się po trzy podgrupy pytań. W pierwszej kolejności respondenci zetknęli się z 24 pytaniami dotyczącymi rastrów uwzględniających wyłącznie dwie kategorie pokrycia terenu, a następnie z 24 pytaniami uwzględniającymi trzy kategorie pokrycia terenu. Pierwsza podgrupa pytań (6 par rastrów) składała się z par rastrów różniących się między sobą wyłącznie entropią. Podgrupa druga (6 par rastrów) zawierała wyłącznie rastry różniące się względną informacją wzajemną. Ostatnia podgrupa (12 par rastrów) składała się z pytań zróżnicowanych zarówno pod względem entropii, jak i względnej informacji wzajemnej. Taki sposób doboru pytań pozwolił na zredukowanie liczby odpowiedzi wymaganych od respondentów, jak i ograniczenie wpływu błędu selekcji, który powstałby w wyniku niewłaściwego doboru pytań. Respondenci celowo nie zostali poinformowani o występujących różnicach pomiędzy kolejnymi pytaniami, ponieważ mogłoby mieć to wpływ na udzielane przez nich odpowiedzi, co z kolei mogłoby wpłynąć na ostateczne wyniki badania.



Rycina 4.3: Przykład zbioru wygenerowanych rastrów (2 kategorie pokrycia terenu)

4.2 Wyniki

Łącznie uzyskane zostało 2400 odpowiedzi na pytania z ankiety. Podsumowanie uzyskanych odpowiedzi przedstawione zostało w tabeli 1. Według ankietowanych prawie 36% par rastrów charakteryzowała się brakiem podobieństwa, 32.6% uzyskanych odpowiedzi wskazywało na bardzo małe podobieństwo, 18.1% na umiarkowane, 11.6% bardzo duże, natomiast mniej niż 2% wskazywało na pełne podobieństwo. Warto tutaj także zwrócić uwagę, że zestawienia wszystkich odpowiedzi w zależności od liczby kategorii widocznych na rastrach nie wskazują na znaczące różnice w liczbie odpowiedzi dla danej kategorii. Największą różnicę stanowi w tym przypadku kategoria “Bardzo duże”, dla której liczba odpowiedzi dla rastrów z dwoma i trzema kategoriami pokrycia terenu różni

się zaledwie o 2.7%. Najmniejszą różnicą charakteryzuje się kategoria "Pełne", gdzie liczba odpowiedzi pomiędzy zestawami różni się o jedyne 0.9%.

Poziom zgodności każdego pytania został obliczony jako stosunek najczęściej udzielonej odpowiedzi względem całkowitej liczby odpowiedzi. Całkowity poziom zgodności ankietowanych został oszacowany na 55%. Oznacza to, że 1321 z 2400 udzielonych odpowiedzi znajdowało się w grupie najczęstszej odpowiedzi dla danego pytania. Pytania różniące się zarówno entropią, jak i względną informacją wzajemną cechowały się najwyższym poziomem zgodności odpowiedzi wynoszącym 61%, podczas gdy pytania różniące się wyłącznie entropią uzyskały wynik 53%, a pytania różniące się wyłącznie względną informacją wzajemną uzyskały wynik 52%. Najwyższy poziom zgodności odpowiedzi osób ankietowanych wyniósł 92% i dotyczył pytania różniącego się zarówno entropią, jak i względną informacją wzajemną (dopisać jak bardzo różniły się ent i rmi). Najniższy poziom zgodności, czyli zaledwie 38%, osiągnęło aż 8 pytań. Wyłącznie dwa z nich dotyczyły pytań zawierających trzy kategorie pokrycia terenu, podczas gdy pozostałe - dwóch. 75% z tych pytań uwzględniało rastry różniące się pod względem względnej informacji przestrzennej (inna konfiguracja) przy zachowaniu tej samej entropii (identyczna kompozycja).

W końcowym etapie analizy wyniki uzyskane z przeprowadzonej ankiety zostały zestawione z wynikami 45 różnych miar niepodobieństwa dla par rastrów uwzględnionych w ankiecie. Aby ocenić relacje między najczęstszymi odpowiedziami uczestników ankiety a miarami niepodobieństwa, przeprowadzono analizę korelacji Pearsona. W ten sposób uzyskano ostateczny ranking miar, który został przedstawiony w Tabeli 1. Na podstawie analizy korelacji można wywnioskować, że spośród 45 uwzględnionych w badaniu metod obliczania podobieństwa między parami rastrów, jedynie 6 z nich wykazuje dodatnią korelację z wynikami uzyskanymi z ankiety. Spośród wszystkich metod, najwyższą wartość korelacji osiągnęła metoda Fidelity ze współczynnikiem korelacji równym 0,34. Ponadto, miary "harmonic mean" i "intersection" również wykazały dość wysoki współczynnik korelacji. Jak wspomniano wyżej, nie wszystkie miary odległości charakteryzowały się dodatnim współczynnikiem korelacji. Miary "canberra", "divergence" i "clark" wykazały współczynniki korelacji poniżej -0,4, co wskazuje na ich umiarkowaną, ujemną zależność

z wynikami ankiety. Oznacza to, że miary te wskazują na wysokie podobieństwo par rastrów, które ludzie określiliby jako zupełnie niepodobne i vice versa. Pytania dotyczące rastrów uwzględniających wyłącznie dwie kategorie pokrycia terenu z reguły charakteryzują się wyższym współczynnikiem korelacji z najczęstszymi odpowiedziami ankietowanych niż pytania z podziałem na trzy kategorie pokrycia terenu. Może to być wynikiem tego, że ludziom może łatwiej przychodzić określenie różnicy w rastrach, które zawierają mniejszą ilość informacji. Jedyny wyjątek stanowią w tej sytuacji wyłącznie miary, które osiągnęły najniższe wartości współczynnika korelacji. Dla rastrów z trzema kategoriami osiągnęły one jeszcze niższy współczynnik na poziomie nawet -0,77. Ich wyniki wskazują na silne, ujemne związki między analizowanymi zmiennymi.

Otrzymane wartości współczynników korelacji nie pozwalają na definitywne stwierdzenie na istnienie liniowych relacji pomiędzy metodami określania niepodobieństwa a opinią człowieka, przynajmniej na podstawie analizy symulowanych danych rastrowych. Dotychczasowe wyniki dają ogólny zarys relacji miar niepodobieństwa do ludzkiej percepcji, w związku z czym w kolejnym etapie sporządzona została ankieta w pełni opierająca się o rzeczywiste dane rastrowe.

Przeanalizowane wyniki pierwszej ankiety wraz z opisem przyjętej metodyki projektu przedstawione zostały na posterze konferencyjnym pt. „Porównanie metod określania zmian struktury przestrzennej kategorii pokrycia terenu”, autorstwa Błażeja Kościańskiego oraz dra hab. Jakuba Nowosada. Poster został przedstawiony w trakcie sesji posterowej na konferencji Geoinformacja: Nauka - Praktyka - Edukacja (<https://geoinformacja20uam.pl/>), odbywającej się w dniach 1-3 grudnia 2022 roku na Wydziale Nauk Geograficznych i Geologicznych im. Adama Mickiewicza w Poznaniu.

Rozdział 5

Druga ankieta

Rozdział 6

Podsumowanie

Bibliografia

- Cha, SH (2007). Comprehensive Survey on Distance/Similarity Measures Between Probability Density Functions. *Int. J. Math. Model. Meth. Appl. Sci.* **1**.
- Comber, A, P Fisher, and R Wadsworth (2005). What is Land Cover? *Environment and Planning B: Planning and Design* **32**, 199–209.
- Gustafson, EJ (1998). Quantifying landscape spatial pattern: what is the state of the art? *Ecosystems* **1**(2), 143–156.
- Haralick, RM, K Shanmugam, and I Dinstein (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* **SMC-3**(6), 610–621.
- Jasiewicz, J, P Netzel, and TF Stepinski (2015). GeoPAT: A toolbox for pattern-based information retrieval from large geospatial databases. *Comput. Geosci.* **80**, 62–73.
- Lu, D, P Mausel, E Brondízio, and E Moran (2004). Change Detection Techniques. *International Journal of Remote Sensing* **25**.
- Netzel, P and TF Stepinski (2015). Pattern-Based Assessment of Land Cover Change on Continental Scale With Application to NLCD 2001–2006. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **53**(4), 1773–1781.
- Nowosad, J (2021). Motif: an open-source R tool for pattern-based spatial analysis. *Landscape Ecology* **36**, 29–43.
- Sciaini, M, M Fritsch, C Scherer, and CE Simpkins (2018). NLMR and landscapetools: An integrated environment for simulating and modifying neutral landscape models in R. *Methods in Ecology and Evolution* **00**, 1–9.