WYDZIAŁ FIZYKI
i INFORMATYKI STOSOWANEJ
Uniwersytet Łódzki

Mateusz Borowiec

Kierunek: informatyka
Specjalność: informatyka stosowana
Ścieżka dydaktyczna: Sztuczna inteligencja
Numer albumu: 382765

Zastosowanie ABM do analizy procesu formowania opinii w wielowymiarowej przestrzeni opinii

Praca magisterska

wykonana pod kierunkiem
Dr hab. Tomasz Gwizdałła, prof. UŁ
W Katedrze Systemów Inteligentnych
WFiIS UŁ

Łódź 2024

Spis treści

Rozdział 1

Wstęp

Rozdział 2

Podstawy teoretyczne

2.1 Czym jest ABM?

Agent-Based Modeling (ABM) to metoda modelowania systemów złożonych, w której jednostki zwane agentami oddziałują ze sobą oraz z otoczeniem w sposób dynamiczny. ABM jest szeroko stosowana w badaniach nad zjawiskami społecznymi, ekonomicznymi, biologicznymi, ekologicznymi i innymi systemami złożonymi.

2.1.1 Główne cechy ABM

- **Agenci:** W ABM system składa się z wielu autonomicznych agentów, którzy podejmują decyzje na podstawie zestawu reguł i danych. Agenci mogą reprezentować osoby, grupy, organizacje, zwierzęta, komórki biologiczne itp.
- **Interakcje:** Agenci oddziałują ze sobą oraz z otoczeniem, co prowadzi do powstawania złożonych wzorców zachowań na poziomie systemu.
- **Heterogeniczność:** Każdy agent może mieć unikalne cechy, preferencje i zachowania, co umożliwia modelowanie różnorodności występującej w rzeczywistych systemach.
- **Emergencja:** Globalne wzorce zachowań systemu wyłaniają się z interakcji między jednostkowymi agentami, co oznacza, że zachowanie całego systemu nie jest wprost zaprogramowane, ale wynika z lokalnych interakcji.
- **Adaptacja:** Agenci mogą uczyć się i dostosowywać swoje zachowania w odpowiedzi na zmieniające się warunki otoczenia lub na podstawie doświadczeń.

2.1.2 Zastosowania ABM

- **Ekonomia i finanse:** Analiza zachowań konsumentów, rynków finansowych, decyzji inwestycyjnych oraz dynamiki makroekonomicznej [1].

- **Nauki społeczne:** Modelowanie procesów społecznych, takich jak dyfuzja innowacji, zachowania tłumu, ewolucja norm społecznych oraz migracje [2].

- **Biologia i ekologia:** Badanie dynamiki populacji, interakcji międzygatunkowych, rozprzestrzeniania się chorób oraz zachowań zwierząt [3].

- **Inżynieria i urbanistyka:** Symulacje ruchu drogowego, optymalizacja planowania urbanistycznego, zarządzanie infrastrukturą i systemami transportowymi [4].

- **Epidemiologia:** Modelowanie rozprzestrzeniania się chorób zakaźnych, skuteczności interwencji zdrowotnych, oraz dynamiki szczepień [5].

2.2 Sieci społecznościowe

Sieci społecznościowe to struktury złożone z jednostek (węzłów) oraz powiązań między nimi (krawędzi), które modelują relacje społeczne lub interakcje pomiędzy różnymi podmiotami. Jednostkami w takich sieciach mogą być osoby, organizacje, grupy społeczne lub inne podmioty, a relacje między nimi mogą obejmować przyjaźnie, współpracę, przepływ informacji, wpływy lub inne formy interakcji społecznych.

2.2.1 Elementy sieci społecznościowych

- **Węzły:** Każdy węzeł reprezentuje pojedynczego aktora lub podmiot w sieci. Może to być osoba, organizacja, społeczność, a nawet kraj w zależności od analizowanego systemu [6].

- **Krawędzie:** Krawędzie łączą węzły i reprezentują relacje lub interakcje między nimi. Krawędzie mogą być skierowane (kierunek relacji ma znaczenie) lub nieskierowane (relacja symetryczna) [7].

- **Wagi:** Krawędzie mogą być dodatkowo opatrzone wagami, które wskazują na siłę lub intensywność relacji między węzłami. Na przykład, w sieci znajomości wagi mogą odzwierciedlać częstotliwość interakcji.

- **Grupy:** Sieci często wykazują pewne struktury, w których węzły są bardziej gęsto połączone ze sobą niż z innymi częściami sieci, tworząc tzw. społeczności [8].

- **Centralność:** Niektóre węzły w sieci mogą odgrywać bardziej centralną rolę, np. poprzez łączenie wielu innych węzłów lub pośrednictwo w przepływie informacji [9].

2.2.2 Rodzaje sieci społecznościowych

- **Sieci egocentryczne:** Sieci, które koncentrują się na pojedynczym węźle (osobie lub organizacji) oraz jego bezpośrednich połączeniach. Analiza takiej sieci pokazuje, jak jednostka jest powiązana z innymi aktorami [10].

- **Sieci pełne:** Sieci, które obejmują całą grupę lub populację i badają relacje pomiędzy wszystkimi jednostkami w tej grupie. Są one szczególnie użyteczne do analizy struktur globalnych, takich jak hierarchie czy przepływy informacji [11].

- **Sieci jednopoziomowe:** W tego rodzaju sieciach każdy węzeł reprezentuje ten sam typ jednostek, np. osoby lub organizacje, a krawędzie to relacje między nimi [7].

- **Sieci dwupoziomowe:** Sieci te zawierają dwa typy węzłów, np. osoby i wydarzenia, a krawędzie reprezentują uczestnictwo danej osoby w wydarzeniu [12].

- **Sieci dynamiczne:** Sieci, w których relacje między węzłami mogą zmieniać się w czasie. Tego typu sieci są szczególnie przydatne w badaniu ewolucji grup społecznych, migracji czy zmian w przepływie informacji [13].

W kontekście analizy sieci społecznych często stosuje się matematyczne podejścia oparte na teorii grafów. W tym podejściu węzły grafu reprezentują jednostki społeczne, a krawędzie — relacje między nimi (np. przyjaźnie, kontakty, współpracę). W pracy przeanalizowane zostaną najważniejsze modele losowych grafów: model Erdős-Rényi, model Barabási-Albert, oraz model Watts–Strogatz.

2.3 Sieć Erdős-Rényi

Model sieci Erdős-Rényi (ER) jest jednym z najprostszych i najwcześniejszych modeli matematycznych do generowania losowych sieci. Nazwa pochodzi od nazwisk dwóch matematyków, Paula Erdősa i Alfréda Rényi, którzy w 1959 roku zaproponowali ten model [14]. Model ten jest często stosowany jako punkt odniesienia w analizie sieci i badaniach naukowych dotyczących struktur sieciowych.

2.3.1 Definicja modelu Erdős-Rényi

Istnieją dwie podstawowe wersje modelu Erdős-Rényi:

- **Model** $G(n, M)$: Dany jest zbiór n węzłów, a następnie losowo wybierane jest dokładnie M krawędzi spośród wszystkich możliwych par węzłów. Każda z M krawędzi jest dodawana niezależnie.

- **Model** $G(n, p)$: Dany jest zbiór n węzłów, a każda para węzłów jest połączona krawędzią z prawdopodobieństwem p, niezależnie od innych par. Ostateczna liczba krawędzi w tej wersji jest zmienną losową.

Najczęściej stosowaną wersją jest model $G(n, p)$, który jest bardziej intuicyjny i daje większą elastyczność w kontroli gęstości sieci.

2.3.2 Właściwości sieci Erdős-Rényi

- **Rozkład stopni węzłów:** W modelu $G(n, p)$ stopień każdego węzła jest zmienną losową o rozkładzie dwumianowym $Bin(n-1, p)$. Dla dużych n rozkład ten zbliża się do rozkładu Poissona o wartości oczekiwanej $\lambda = p(n-1)$.

- **Średnia długość najkrótszej ścieżki:** W miarę wzrostu liczby węzłów n, średnia odległość między węzłami jest stosunkowo krótka, rzędu $\ln n / \ln(np)$, co jest typowe dla tzw. efektu „małego świata”.

- **Klasteryzacja:** W sieci Erdős-Rényi współczynnik klasteryzacji, czyli prawdopodobieństwo, że dwa węzły sąsiadujące z danym węzłem są również połączone ze sobą, jest rzędu p i nie zależy od lokalnych struktur.

- **Pojawienie się gigantycznego składnika:** W modelu $G(n, p)$ istnieje próg $p_c = \frac{1}{n}$, powyżej którego zaczyna się tworzyć tzw. gigantyczny składnik – duża, spójna część sieci obejmująca znaczną część węzłów.

- **Losowy charakter:** Sieć nie posiada regularnej struktury, a rozmieszczenie krawędzi jest całkowicie losowe.

2.3.3 Zastosowania sieci Erdős-Rényi

Model Erdős-Rényi stanowi podstawę teoretyczną do badań nad sieciami losowymi i służy jako punkt odniesienia w analizie bardziej złożonych struktur sieciowych. Choć rzadko spotyka się go w rzeczywistych sieciach (np. sieciach społecznościowych, biologicznych, komputerowych), pomaga on zrozumieć, jak różnią się rzeczywiste sieci od struktur losowych.

2.3.4 Ograniczenia modelu Erdős-Rényi

Model Erdős-Rényi nie odzwierciedla dobrze wielu cech rzeczywistych sieci:

- **Mała klasteryzacja:** Rzeczywiste sieci często mają znacznie wyższy współczynnik klasteryzacji niż sieć ER.

- **Rozkład stopni węzłów:** W sieci ER stopnie węzłów mają rozkład zbliżony do Poissona, podczas gdy wiele rzeczywistych sieci charakteryzuje się rozkładem potęgowym (np. większość węzłów ma niski stopień, ale istnieje kilka węzłów o bardzo wysokim stopniu).

2.4 Sieć Barabási-Albert

Model Barabási-Albert (BA) to model sieci bezskalowej, gdzie stopnie węzłów podążają za rozkładem potęgowym. Model ten został zaproponowany przez Albert-László Barabásiego i Rékę Albert w 1999 roku [15] i jest jednym z najważniejszych modeli do opisu sieci rzeczywistych, takich jak sieci społecznościowe, internet, sieci metaboliczne i wiele innych.

2.4.1 Założenia modelu Barabási-Albert

Model BA opiera się na dwóch kluczowych mechanizmach:

- **Preferencyjne przyłączanie:** Nowe węzły mają większe prawdopodobieństwo połączenia się z węzłami, które już mają wiele połączeń. Oznacza to, że „bogaci stają się bogatsi” - węzły o wysokim stopniu przyciągają więcej nowych połączeń.

- **Wzrost:** Sieć rozwija się w czasie, przy czym do istniejącej sieci dodawane są nowe węzły, które tworzą połączenia z już istniejącymi węzłami.

2.4.2 Algorytm generowania sieci Barabási-Albert

Proces budowania sieci BA jest następujący:

1. **Inicjalizacja:** Rozpocznij od małej sieci początkowej składającej się z m_0 węzłów, które są połączone w pewien sposób.

2. **Dodawanie nowego węzła:** Na każdym kroku dodawany jest nowy węzeł, który tworzy $m \leq m_0$ krawędzi łączących go z już istniejącymi węzłami.

3. **Preferencyjne przyłączanie:** Prawdopodobieństwo, że nowy węzeł połączy się z istniejącym węzłem i, jest proporcjonalne do stopnia węzła k_i. Formalnie, prawdopodobieństwo to wynosi:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j},$$

gdzie k_i to stopień węzła i, a suma w mianowniku przebiega przez wszystkie istniejące węzły w sieci.

Proces ten jest kontynuowany, aż sieć osiągnie oczekiwaną liczbę węzłów.

2.4.3 Właściwości sieci Barabási-Albert

- **Rozkład skali:** W sieciach generowanych według modelu BA rozkład stopni węzłów podlega prawu potęgowemu, tj. $P(k) \sim k^{-3}$. Oznacza to, że większość węzłów ma niewielką liczbę połączeń, ale istnieje niewielka liczba węzłów (tzw. hubów) o bardzo wysokim stopniu.
- **Efekt małego świata:** Sieci BA, podobnie jak rzeczywiste sieci, mają stosunkowo małą średnią odległość między węzłami.
- **Preferencyjne przyłączanie:** Mechanizm ten prowadzi do tworzenia hubów, które dominują w strukturze sieci.

2.4.4 Zastosowania sieci Barabási-Albert

Model BA dobrze opisuje strukturę wielu rzeczywistych sieci, w tym:

- **Sieci internetowe:** Węzły reprezentują strony internetowe, a krawędzie — linki między nimi. Występuje kilka stron (hubów) mających bardzo dużą liczbę połączeń.
- **Sieci społecznościowe:** Węzły reprezentują osoby, a krawędzie ich relacje społeczne. Niektóre osoby (np. celebryci) mają znacznie więcej połączeń niż inne.
- **Sieci biologiczne:** W sieciach metabolicznych czy sieciach interakcji białek obserwuje się strukturę skali bez charakterystycznej wielkości.

2.4.5 Ograniczenia modelu Barabási-Albert

Mimo że model BA jest użyteczny, ma pewne ograniczenia:

- **Słaba klasteryzacja:** Sieci BA mają niższy współczynnik klasteryzacji niż obserwowane w rzeczywistych sieciach.
- **Mała różnorodność w ewolucji sieci:** Model zakłada jeden mechanizm wzrostu, co jest zbyt uproszczone w porównaniu z rzeczywistymi sieciami, które mogą rozwijać się na wiele sposobów.

2.5 Sieć Watts-Strogatz

Model sieci Watts-Strogatz (WS) jest jednym z kluczowych modeli do analizy zjawiska tzw. małego świata w sieciach. Został zaproponowany przez Duncana Wattsa i Stevena Strogatza w 1998 roku [16]. Model ten pozwala generować sieci, które łączą w sobie cechy zarówno sieci regularnych, jak i losowych, co czyni go użytecznym w opisie rzeczywistych sieci społecznych, biologicznych czy technologicznych.

2.5.1 Cechy modelu Watts-Strogatz

Sieci Watts-Strogatz charakteryzują się następującymi właściwościami:

- **Krótka średnia ścieżka:** Węzły są od siebie oddzielone przez stosunkowo małą liczbę połączeń, co jest charakterystyczne dla sieci „małego świata".
- **Wysoki współczynnik klasteryzacji:** Węzły są silnie połączone z sąsiadami, tworząc lokalne grupy (kliki), co odpowiada klasteryzacji obserwowanej w rzeczywistych sieciach.
- **Efekt małego świata:** Sieć WS stanowi pośrednią strukturę pomiędzy sieciami regularnymi (gdzie węzły są połączone według ustalonego wzorca) a sieciami losowymi (gdzie połączenia są tworzone przypadkowo).

2.5.2 Algorytm generowania sieci Watts-Strogatz

Proces generowania sieci WS przebiega następująco:

1. **Konstrukcja pierścienia:** Rozpocznij od utworzenia regularnego pierścienia z n węzłami, gdzie każdy węzeł jest połączony z $k/2$ najbliższymi sąsiadami z każdej strony (czyli każdy węzeł ma k połączeń).
2. **Przełączanie krawędzi:** Dla każdej krawędzi łączącej węzeł i z węzłem j, losowo przełącz ją z prawdopodobieństwem p na nową krawędź, łącząc i z losowo wybranym węzłem m, pod warunkiem, że nie ma już połączenia między i a m.

Parametr p kontroluje stopień losowości w sieci:

- Dla $p = 0$ sieć jest całkowicie regularna.
- Dla $p = 1$ sieć staje się zupełnie losowa.
- Dla wartości $0 < p < 1$ sieć zachowuje zarówno wysoką klasteryzację, jak i krótką średnią ścieżkę, co odpowiada strukturze „małego świata".

2.5.3 Właściwości sieci Watts-Strogatz

- **Współczynnik klasteryzacji:** Dla niewielkich wartości p sieć ma współczynnik klasteryzacji podobny do sieci regularnej.

- **Średnia długość najkrótszej ścieżki:** Nawet dla małych wartości p, średnia długość najkrótszej ścieżki w sieci spada gwałtownie, zbliżając się do wartości typowej dla sieci losowej.
- **Mały świat:** Sieci WS mają jednocześnie wysoki współczynnik klasteryzacji oraz krótką średnią długość najkrótszej ścieżki, co stanowi cechę „małego świata".

2.5.4 Zastosowania sieci Watts-Strogatz

Model Watts-Strogatz jest wykorzystywany do analizy i modelowania struktur sieciowych w różnych dziedzinach, takich jak:

- **Sieci społecznościowe:** W sieciach społecznościowych znajomi często tworzą małe, silnie powiązane grupy, ale istnieją także połączenia z osobami spoza tych grup.
- **Sieci biologiczne:** Występuje w neuronowych sieciach mózgowych, gdzie niektóre neurony są bardziej skłonne do połączeń w lokalnych regionach, ale mają także połączenia do odległych obszarów.
- **Sieci komunikacyjne i transportowe:** Takie jak sieci elektryczne czy sieci lotnicze, które mają zarówno krótkie lokalne, jak i długodystansowe połączenia.

2.5.5 Ograniczenia modelu Watts-Strogatz

Chociaż model WS odzwierciedla wiele cech rzeczywistych sieci, ma też pewne ograniczenia:

- **Rozkład stopni węzłów:** Sieć WS nie tworzy rozkładu potęgowego stopni węzłów, co ogranicza jej zdolność do odzwierciedlania struktur sieci o charakterze bezskalowym.
- **Brak różnorodności w ewolucji sieci:** Model nie uwzględnia mechanizmu preferencyjnego przyłączania, który jest kluczowy w wielu rzeczywistych sieciach.

2.6 Diagram Nolana

Diagram Nolana jest narzędziem używanym do wizualizacji spektrum politycznego, które rozszerza tradycyjny, jednowymiarowy podział na lewicę i prawicę, wprowadzając dwuwymiarową analizę poglądów politycznych. Stworzony został przez amerykańskiego libertarianina Davida Nolana w 1970 roku [17]. Diagram ten zyskał popularność wśród osób poszukujących bardziej złożonego sposobu zrozumienia różnorodności ideologicznej, ponieważ uwzględnia zarówno kwestie ekonomiczne, jak i społeczne w analizie politycznej.

2.6.1 Kontekst historyczno-naukowy

Tradycyjne postrzeganie spektrum politycznego jako linii prostej — od skrajnej lewicy do skrajnej prawicy — zostało poddane krytyce przez badaczy, filozofów i działaczy politycznych, którzy zauważyli, że jednowymiarowy model jest niewystarczający do opisu złożoności ideologii politycznych. W latach 60. i 70. XX wieku pojawiło się zainteresowanie wielowymiarowym podejściem do analizy politycznej, co skłoniło Davida Nolana do opracowania bardziej złożonego modelu [17].

Nolan zauważył, że różne ideologie mają różne podejścia do kwestii wolności osobistej oraz wolności ekonomicznej. Jego dwuwymiarowy model pozwalał na bardziej precyzyjną identyfikację pozycji ideologicznych, zwłaszcza dla ideologii, które nie pasowały do tradycyjnej skali lewica-prawica, takich jak libertarianizm.

2.6.2 Opis diagramu Nolana

Diagram Nolana przedstawia spektrum polityczne jako kwadrat podzielony na cztery ćwiartki, które reprezentują różne orientacje polityczne:

- **Oś pozioma (wolność ekonomiczna):** Reprezentuje zakres kontroli państwa nad gospodarką. Na lewym końcu znajdują się poglądy opowiadające się za większym wpływem rządu na kwestie ekonomiczne (np. socjalizm), natomiast na prawym końcu są poglądy popierające wolny rynek i minimalną interwencję rządową (np. leseferyzm).
- **Oś pionowa (wolność osobista):** Przedstawia zakres swobód obywatelskich i społecznych. Na górnym końcu znajdują się ideologie popierające maksymalną wolność osobistą (np. libertarianizm), podczas gdy na dolnym końcu znajdują się ideologie popierające większą kontrolę rządową nad życiem osobistym (np. autorytaryzm).

Pogranicze tych dwóch osi tworzy cztery główne obszary ideologiczne:

- **Libertarianizm (prawy górny róg):** Wysoka wolność osobista i ekonomiczna.
- **Autorytaryzm (lewy dolny róg):** Niska wolność osobista i ekonomiczna.
- **Lewica (lewy górny róg):** Wysoka wolność osobista, ale niska wolność ekonomiczna.

- **Prawica (prawy dolny róg):** Wysoka wolność ekonomiczna, ale niska wolność osobista.

2.6.3 Zastosowanie i znaczenie diagramu Nolana

Diagram Nolana jest używany do analizy i klasyfikacji poglądów politycznych w sposób, który uwzględnia wielowymiarową naturę ideologii. Pomaga on:

- **Rozszerzyć tradycyjne spektrum polityczne:** Pokazuje, że wiele ideologii nie pasuje do jednowymiarowego podziału na lewicę i prawicę, zwracając uwagę na to, że kwestie wolności osobistej i ekonomicznej mogą być od siebie niezależne.
- **Identyfikować złożone poglądy polityczne:** Umożliwia dokładniejszą identyfikację pozycji ideologicznych dla jednostek lub organizacji, których poglądy są bardziej złożone, niż proste podziały na lewicę i prawicę.
- **Wspierać edukację polityczną:** Jest używany jako narzędzie dydaktyczne do nauczania o różnorodności politycznej, pomagając zrozumieć, jak różne ideologie odnoszą się do wolności osobistej i ekonomicznej.

2.6.4 Krytyka diagramu Nolana

Mimo swojej popularności i użyteczności, diagram Nolana jest także przedmiotem krytyki:

- **Nadmierne uproszczenie:** Niektórzy badacze argumentują, że nawet model dwuwymiarowy nie oddaje pełni złożoności poglądów politycznych, które mogą obejmować wiele innych wymiarów, takich jak ekologia, polityka zagraniczna czy kwestie kulturowe.
- **Subiektywny wybór osi:** Oś wolności ekonomicznej i osobistej może nie być najważniejszym aspektem dla wszystkich osób, co sprawia, że model ten może nie być uniwersalny.

Rozdział 3

Opis metod (algorytmy, założenia, warunki graniczne)

Agent posiada następujące parametry:

Zmienna	Zakres wartości	Rozkład
Wpływ na innych	0-1	równomierny
Elastyczność jednostki	0,1-1	beta
Opinia początkowa	0-1	równomierny

Tabela 3.1: Parametry agenta

Aktualizacja opinii składa się z następujących zmiennych:

Zmienna	Zakres wartości
Średnia opinii sąsiadów	0-1
Srednia wpływu sąsiadów	0-1
Udział znajomych agenta w populacji	0-1
Odległość opinii agenta i średniej znajomych	0-1
Modyfikator środka rozkładu	Elastyczność agenta

Tabela 3.2: Parametry aktualizacji opinii

3.1 Rozkład trójkątny

Opinia sąsiadów:

- średnia opinii sąsiadów: 0-1
- średnia wpływu sąsiadów: 0-1

Centrum rozkładu trójkątnego: (stopień jednostki + średnia wpływu sąsiadów) * elastyczność jednostki

Minimum rozkładu: opinia jednostki

Maksimum rozkładu: średnia opinii sąsiadów

Odległość między opiniami = abs (opinia jednostki — średnia opinii sąsiadów)

3.2 Nowy modyfikator środka rozkładu

Elastyczność agenta * średnia ([udział znajomości agenta w populacji, wpływ sąsiadów]) = [0-1] * ([0-1] * [0-1] / 2) = [0-1] * [0-1] = [0-1].

Średnia wpływu sąsiadów będzie średnią ważoną.

Rozdział 4

Opis technologii wykorzystanych w pracy

W pracy został wykorzystany język Python do implementacji zarówno sieci społecznych, zapisu wyników, jak i wykresów obrazujących wyniki. Główną biblioteką wykorzystywaną do implementacji sieci społecznych jest biblioteka NetworkX. Biblioteką do tworzenia wykresów została biblioteka Matplotlib. Do odczytu / zapisu plików CSV została użyta biblioteka ‘csv‘.

Rozdział 5

Opis implementacji

5.1 Klasa Network

Każda sieć społeczna składa się z grafu NetworkX oraz listy agentów, przypisanych do każdego wierzchołka. Typ aktualizacji opinii jest również zdefiniowany w klasie. Ponadto, do celów logowania, klasa zawiera nazwę sieci społecznej.

5.2 Klasa Agent

Każdy agent ma następujące parametry:

- Wpływ na innych (influence) - Ten parametr osiąga wartości 0-1 i określa wartość wpływu na innych agentów
- Elastyczność (flexibility) - Osiąga wartości 0-1 i określa podatność agenta na zmianę opinii pod wpływem swoich sąsiadów
- Opinia (opinion) - Osiąga wartości 0-1 i określa wartość opinii agenta w zależności od opinii sąsiadów

Rozdział 6

Opis wykonanych w ramach pracy badań, symulacji, eksperymentów

6.1 Model początkowy

Początkowo zostały zaimplementowane trzy sieci: Barabasi-Albert, Erdos-Renyi, Watts-Strogatz. Ich opinie zmieniały się w zależności od opinii sąsiadów. Aktualizacja współrzędnych modelu była zmieniana w jednej iteracji równocześnie dla wszystkich węzłów, co doprowadziło do szybkiego zbiegania agentów do centrum.

6.2 Pierwsze poprawki

Po pierwszych próbach wprowadzone zostały zmiany. Każdy agent musi mieć dar przekonywania, który pozwoli mu wpływać na innych agentów. Ponadto huby powinny mieć większy dar przekonywania. Aby uzyskać taki efekt, należy zwiększyć siłę oddziaływania węzłów z dużą liczbą sąsiadów. Dar przekonywania nie powinien zależeć od stopnia wierzchołka, ponieważ nie są to wielkości skorelowane. Ponadto, każdy agent powinien mieć właściwość zwaną elastycznością, która zwiększa prawdopodobieństwo, że dany agent zmieni swoją opinię. Zaszła również potrzeba zmiany wzoru aktualizacji opinii, ponieważ poprzednia powodowała zbyt szybkie zbieganie opinii do jednego centrum.

6.2.1 Zmieniona implementacja

Na nowo zaimplementowany agent ma trzy własności — opinię, elastyczność zmiany opinii i wpływ na innych. Opinia agenta na początku jest losowana z rozkładu równomiernego, podobnie jak wpływ na innych. Elastyczność z kolei jest losowana z rozkładu beta tak, żeby była względnie mała. Opinie są aktualizowane, bazując na rozkładzie trójkątnym oraz własnościach agenta i jego sąsiadów. Wyliczana jest średnia opinia sąsiadów oraz średnia ich wpływu. Następnie obliczany jest udział sąsiadów agenta w ogólnej liczbie węzłów, który bierze udział w przesuwaniu środka rozkładu. Przesunięcie obliczane jest wg wzoru: przesunięcie = elastyczność agenta * (udział sąsiadów agenta w populacji + wpływ sąsiadów)

Sumowanie wpływu sąsiadów z udziałem sąsiadów agenta w populacji powoduje, że na agenta z większą ilością sąsiadów wywierany jest większy wpływ. Z drugiej strony, na odizolowanych osobników wywierany jest mniejszy wpływ, co powoduje, że 'okopują' się oni w swoich poglądach. Z kolei elastyczność agenta we wzorze pozwala ograniczyć wpływ otoczenia na danego agenta.

Rezultat jest taki, że huby mają duży wpływ na bliskie poglądowo węzły, zacieśniając je coraz bardziej, natomiast węzły z małą liczbą sąsiadów przesuwają się w kierunku huba dużo wolniej.

6.3 Rozwinięcie badań

Poprawa w działaniu symulacji prowadziła do dalszych badań. Należało zrobić obraz gęstości punktów w funkcji numeru iteracji i zbadać, czy zbieżność zależy od liczby osobników w populacji. Aby ocenić działanie symulacji, należało obliczyć numer iteracji, w której współrzędne punktów mieszczą się w przedziale o szerokości 0,1, co można uznać za stan stabilizacji. Dla każdego rozmiaru populacji zostały wykonane po 10 powtórzeń. Na tej podstawie obliczono średnią liczbę iteracji prowadzącą do stabilizacji symulacji dla danego rozmiaru populacji. Okazało się, że czas zbiegania symulacji rośnie logarytmicznie względem wielkości populacji, co pozwala przewidzieć czas zbiegania dla danego rozmiaru populacji.

6.4 Drugie poprawki

Po wykonaniu badań na nowym modelu okazały się konieczne kolejne poprawki. Należało policzyć współrzędne opinii sąsiadów jako średnią ważoną z wpływu sąsiadów. Należało sprawdzić, czy zmiana opinii sąsiadów opóźni zbieganie symulacji. Ponadto, należało zmienić rozkład losowania opinii osobnika, która miała być od teraz zależna od obecnej opinii osobnika i opinii sąsiadów, oraz elastyczności osobnika. Jeżeli punkty w dalszym ciągu będzie zbiegać szybko, będzie trzeba wprowadzić współczynnik modyfikujący średnią rozkładu. Należy zaobserwować różnicę w zachowaniu dla różnych sieci oraz zależnie od wielkości populacji. Będzie potrzeba przeanalizowania, czy agenci nie zaczną rozdzielać się na dwie lub więcej grup.

6.4.1 Wyniki dla zwykłej średniej i średniej ważonej

Różnica między wynikami dla zwykłej średniej i średniej ważonej we wzorze aktualizacji opinii ukazują tabele poniżej.

Sieć Barabasi-Albert

Populacja	Średnia zwykła	Średnia ważona
20	7.1	8.9
50	8.4	10.8
100	10.9	14.8
200	11.0	15.8
500	13.5	18.2
1000	13.4	19.8
2000	14.9	20.0
5000	15.2	20.0

Tabela 6.1: Barabasi-Albert

Sieć Watts-Strogatz

Populacja	Średnia zwykła	Średnia ważona
20	8.6	9.1
50	10.8	12.3
100	13.3	16.9
200	14.9	19.2
500	16.6	20.0
1000	18.3	20.0
2000	19.5	20.0
5000	20.0	20.0

Tabela 6.2: Watts-Strogatz

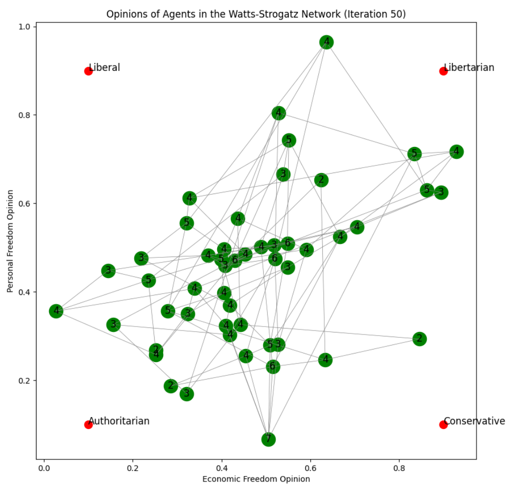
Sieć Erdos-Renyi

6.5 Współczynnik modyfikujący średnią rozkładu

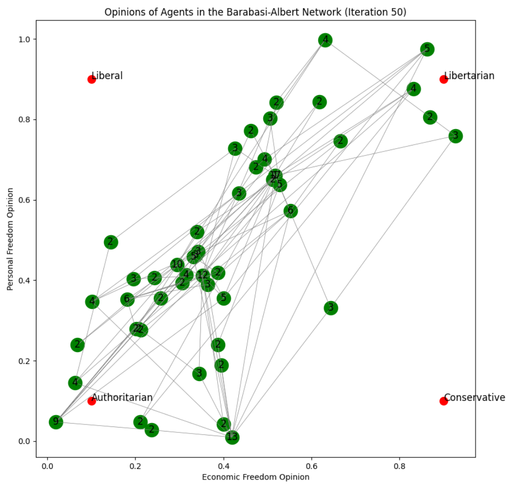
Dodatkowy współczynnik modyfikujący średnią rozkładu został dodany do funkcji aktualizującej opinię danego agenta. Okazało się, że współczynnik wynoszący 500 jest odpowiedni dla uzyskania więcej niż jednej zbieżnej grupy, przynajmniej dla sieci Wattsa-Strogatza i Barabasi-Alberta. W przypadku Erdos-Renyi nie powstaje więcej niż jedna grupa, prędzej pojawiają się "orbitujące"elementy populacji, znacznie oddalone od głównej grupy. Dla mniejszych współczynników populacja jest zbieżna do jednej grupy, a dla większych elementy przestają się grupować. Przykładowe rezultaty widoczne są poniżej.

Populacja	Średnia zwykła	Średnia ważona
20	5.5	6.6
50	5.7	6.0
100	6.4	6.2
200	6.2	7.1
500	7.6	7.5
1000	7.6	8.5
2000	8.0	8.4
5000	8.5	9.6

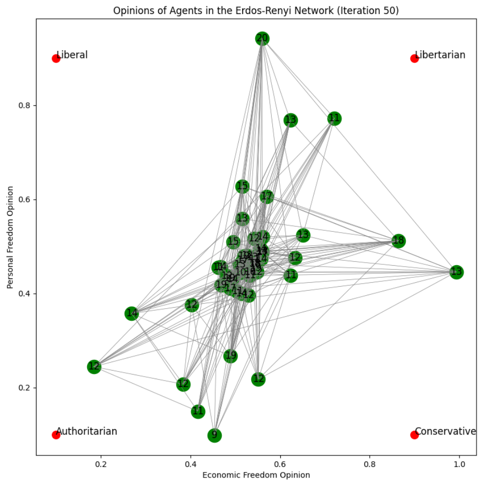
Tabela 6.3: Erdos-Renyi



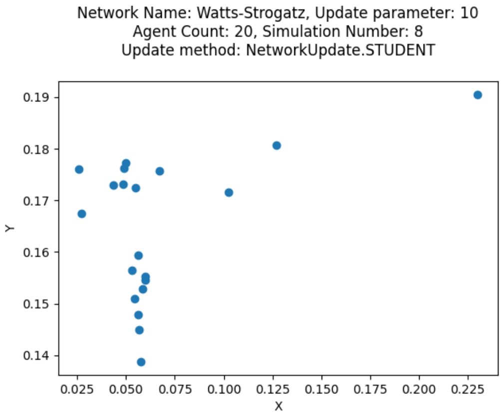
Rysunek 6.1: Watts-Strogatz



Rysunek 6.2: Barabasi-Albert



Rysunek 6.3: Erdos-Renyi



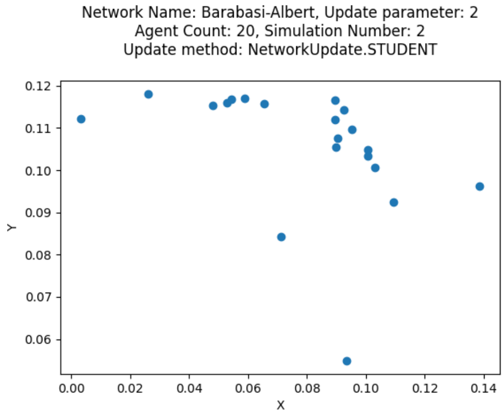
Rysunek 6.4: watts strogatz 10 20 8 student

6.6 Analiza różnych współczynników modyfikujących średnią rozkładu

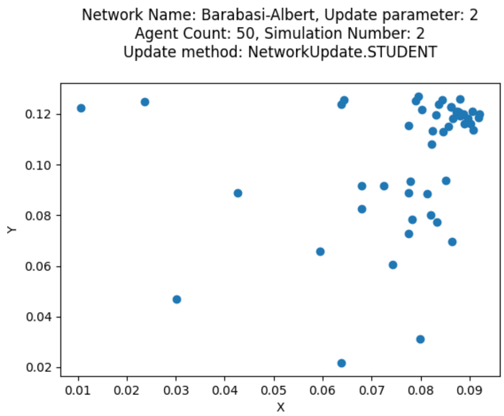
Jako że współczynnik modyfikujący średnią rozkładu pozwolił na uzyskanie lepszych rezultatów niż do tej pory, przeprowadzono badania dla różnych wartości parametru, wyniki są w plikach CSV pod podanym linkiem.

Przeprowadzone zostały obliczenia dla następujących wartości modyfikatora: [0,1, 0,2, 0,5, 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200, 500, 1000], oraz dla następujących wartości populacji: [20, 50, 100, 200, 500, 1000, 2000, 5000].

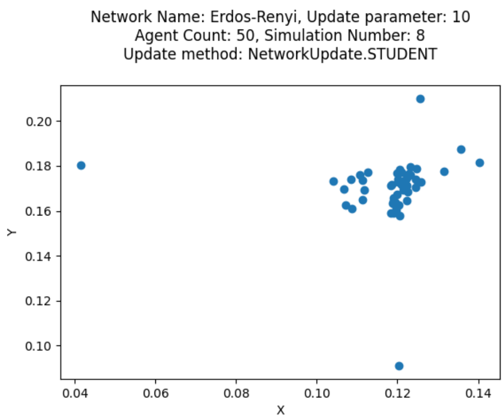
Niestety, niewiele z nich pozwoliło na uzyskanie więcej niż jednej grupy na wykresie. Wyniki widoczne poniżej.



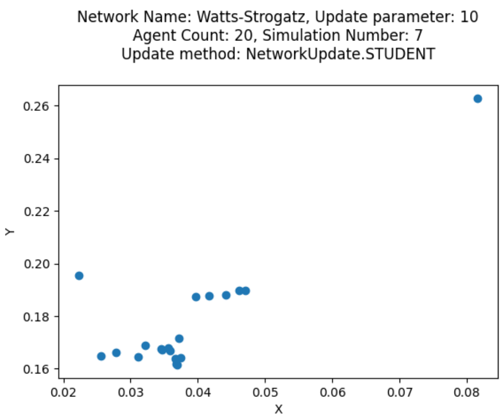
Rysunek 6.5: barabasi albert 2 20 2 student



Rysunek 6.6: barabasi albert 2 50 2 student



Rysunek 6.7: erdos renyi 10 50 8 student



Rysunek 6.8: watts strogatz 10 20 7 student

Rozdział 7

Analiza otrzymanych wyników

Rozdział 8

Podsumowanie

Spis tabel

Spis rysunków

Bibliografia

[1] Tesfatsion, L., & Judd, K. L. (Eds.). (2006). *Handbook of Computational Economics: Agent-Based Computational Economics* (Vol. 2). Elsevier.

[2] Epstein, J. M. (2007). *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton University Press.

[3] Grimm, V., & Railsback, S. F. (2005). *Individual-based Modeling and Ecology*. Princeton University Press.

[4] Bonabeau, E. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (Suppl 3), 7280-7287.

[5] Eubank, S., Guclu, H., Kumar, V. S. A., Marathe, M. V., Srinivasan, A., Toroczkai, Z., & Wang, N. (2004). Modelling disease outbreaks in realistic urban social networks. *Nature*, 429 (6988), 180-184.

[6] Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.

[7] Newman, M. E. J. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford University Press.

[8] Girvan, M., & Newman, M. E. J. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (12), 7821-7826.

[9] Freeman, L. C. (1979). Centrality in social networks: Conceptual clarification. *Social Networks*, 1(3), 215-239.

[10] Hanneman, R. A., & Riddle, M. (2005). *Introduction to Social Network Methods*. University of California.

[11] Scott, J. (2000). *Social Network Analysis: A Handbook* (2nd ed.). SAGE Publications.

[12] Borgatti, S. P., & Everett, M. G. (1997). Network analysis of two-mode data. *Social Networks*, 19(3), 243-269.

[13] Holme, P., & Saramäki, J. (2012). Temporal networks. *Physics Reports*, 519(3), 97-125.

[14] Erdős, P., & Rényi, A. (1959). On Random Graphs I. *Publicationes Mathematicae*, 6, 290-297.

[15] Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, 286 (5439), 509-512.

[16] Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 393 (6684), 440-442.

[17] Nolan, D. (1971). The Case for a Libertarian Political Party. *The Individualist*, 1(4), 3-6.