

Tomasz OWCZAREK
Politechnika Śląska
Wydział Organizacji i Zarządzania
Katedra Informatyki i Ekonometrii

WIELOAGENTOWA SYMULACJA RYNKU PRACY Z UWZGLĘDNIENIEM SIECI OSOBISTYCH POWIĄZAŃ MIĘDZY PRACOWNIKAMI

Streszczenie. W artykule zaprezentowano podejście wieloagentowe w ekonomii. Zbudowano model dynamicznej sieci powiązań między pracownikami, a następnie przeprowadzono symulacje, w których agenci – pracownicy rywalizowali ze sobą na rynku pracy. Wyniki symulacji wykazały istotny związek pomiędzy zdolnością do tworzenia nowych znajomości a wielkością otrzymywanego wynagrodzenia.

MULTI-AGENT LABOR MARKET SIMULATION WITH CONSIDERATION OF NETWORK OF PERSONAL CONNECTIONS BETWEEN WORKERS

Summary. In the article a multi-agent approach in economics was presented. A model of a dynamic network of connections between workers was constructed and simulations were performed, during which worker-agents competed in labor market. The results showed significant relationship between the ability of creating new contacts and the received wage.

1. Wstęp

Dynamiczny rozwój systemów wieloagentowych (*MAS – multi-agent system*) zaowocował nowym podejściem w modelowaniu zjawisk w naukach społecznych [7]. Powstałe na gruncie rozproszonej sztucznej inteligencji systemy wieloagentowe stanowią bardzo ogólne określenie wszelkich systemów, w których zachodzą interakcje pomiędzy (w pewnym stopniu) autonomicznymi jednostkami (agentami) [16]. Interakcje te mogą mieć

różnorodni charakter: od prostej komunikacji, przez współpracę, aż do rywalizacji. Systemy wieloagentowe znalazły zastosowanie w wielu dziedzinach oraz zaowocowały m.in. powstaniem nowej gałęzi ekonomii – ekonomii obliczeniowej opartej na agentach (*ACE – agent-based computational economics*) [14]. Komputerowe symulacje z udziałem wielu agentów, z których każdy stanowi odpowiednik istniejącego w rzeczywistości podmiotu rynkowego, pozwalają na identyfikację związków przyczynowo-skutkowych pomiędzy lokalnymi a globalnymi zjawiskami. Zadaniem naukowca staje się zdefiniowanie poszczególnych agentów (dostępne dla nich akcje, zdolność do postrzegania otoczenia itd.) oraz początkowych parametrów całego systemu, a następnie obserwowanie wzorców i prawidłowości, wynikających z interakcji poszczególnych składowych systemu. Należy podkreślić, że rozwój i wykorzystanie tego typu symulacji nie byłoby możliwe bez wzrastającej mocy obliczeniowej komputerów.

Jednym z przykładów zastosowania symulacji agentowych jest rynek pracy. Uważa się, że nawet 50% posad obsadzanych jest dzięki informacjom uzyskanym z nieformalnych powiązań [1, 2]. Ocena charakteru tych związków (nie tylko w odniesieniu do rynku pracy) stanowi obszar badawczy dyscypliny nauk społecznych, jaką jest analiza sieci społecznych (*social network analysis*) [8]. Czerpie ona z matematycznej teorii grafów – sieć społeczna modelowana jest tutaj za pomocą grafów, w których wierzchołki odpowiadają jednostkom społecznym (ludzie, instytucje), natomiast powiązania między nimi reprezentowane są przez krawędzie. Sformalizowany, matematyczny zapis sieci społecznej w postaci grafu pozwala na jej bezpośrednią implementację komputerową, umożliwiając przeprowadzenie różnorodnych symulacji.

W istniejącej literaturze można znaleźć wiele przykładów zastosowania MAS do analizy rynku pracy (wielkości w rodzaju bezrobocia czy stopnia zróżnicowania płac), uwzględniających sieci powiązań pomiędzy jego podmiotami (pracownikami i pracodawcami). Wszystkie one jednak zakładają albo stałą jej strukturę [1, 3, 11], albo ustaloną liczbę związków, jakie tworzyć mogą poszczególni agenci [13]. W niniejszym artykule zastosowano nieco inne podejście.

Celem artykułu jest analiza zależności pomiędzy płacami, uzyskiwanymi przez pracowników, a ich zdolnością do tworzenia sieci społecznych (tzn. zdobywania nowych znajomości). Na potrzeby tego celu zbudowano dynamiczny (w znaczeniu: zmieniający się w czasie) model sieci powiązań pomiędzy pracownikami oraz przeprowadzono symulacje, w których komputerowi agenci – pracownicy rywalizowali ze sobą na rynku pracy. Źródło informacji o wolnych posadach było dwojakiego charakteru: pierwotnego (agent dowiadywał się o dostępnej posadzie w wyniku zajmowanego stanowiska lub na skutek własnych poszukiwań) lub wtórnego (informacja pochodziła od któregoś z powiązanych agentów).

Artykuł zorganizowano w następujący sposób. W punkcie drugim zaprezentowano podstawowe pojęcia związane z systemami wieloagentowymi. Zamieszczono tu również skrótowe wprowadzenie do ekonomii obliczeniowej opartej na agentach. Punkt trzeci poświęcono sieciom społecznym, w szczególności ich reprezentacji w postaci grafu oraz koncepcji „małych światów”. W punkcie czwartym zamieszczono szczegółowy opis modelu. W kolejnym punkcie zaprezentowano wyniki przeprowadzonych symulacji oraz dokonano ich analizy. Całość zakończono podsumowaniem, w którym wskazano również możliwe kierunki dalszego rozwoju modelu.

2. Podejście agentowe w naukach społecznych

2.1. Agent, otoczenie agenta, system wieloagentowy

W literaturze znaleźć można wiele definicji agenta oraz prób jego klasyfikacji. Mianem agenta określa się zarówno prosty termostat z czujnikiem temperatury [16], jak i skomplikowany system złożony z częściowo autonomicznych jednostek (podagentów) [6]. Niezmienną cechą agentów jest istnienie dwóch elementów: receptorów (pozwalających odbierać sygnały z otoczenia) oraz efektorów (za ich pomocą agent może na to otoczenie oddziaływać).

Agent i jego otoczenie stanowią integralną całość. Charakter otoczenia determinuje agenta i skuteczność jego działań [12]. Im bardziej skomplikowane otoczenie (dynamiczne, losowe, częściowo obserwowalne), tym bardziej skomplikowany musi być, działający w tym otoczeniu, agent. Jednym z kryteriów klasyfikacji otoczenia jest liczebność agentów.

Systemy wieloagentowe stanowiły odpowiedź na potrzebę podzielenia bardziej skomplikowanych problemów (niemożliwych do rozwiązania przy użyciu klasycznych algorytmów) na pewne podproblemy, którymi zajmowały się wyspecjalizowane moduły [7]. Wspólne, skoordynowane działanie tych częściowo autonomicznych programów okazało się skuteczniejsze niż programy pracujące samodzielnie. Początkowo wykorzystywana jedynie w naukach technicznych (np. w procesach optymalizacji), wkrótce koncepcja inteligentnych agentów, pomiędzy którymi zachodzą pewne interakcje, znalazły zastosowanie w innych dziedzinach, w tym w modelowaniu zjawisk społecznych.

2.2. Ekonomia obliczeniowa oparta na agentach

Systemy wieloagentowe zostały z powodzeniem zaadaptowane w ekonomii. Gospodarka stanowi przecież złożony, dynamiczny system, w którym lokalne interakcje pomiędzy uczestnikami rynku wywołują efekty w skali makro, te z kolei mają zasadniczy wpływ na

działania pojedynczych podmiotów. Identyfikacja wszystkich związków przyczynowo-skutkowych jest niezwykle trudna, a wykorzystywane modele cierpią często na zbytne uproszczenia lub też są zbyt skomplikowane, aby mogły być rozwiązane w sposób analityczny. Stąd wynikła koncepcja modelowania zjawisk ekonomicznych i społecznych za pomocą systemów wieloagentowych, co zaowocowało powstaniem ACE [14].

Punktem wyjścia w przeprowadzaniu symulacji wieloagentowych jest inicjalizacja pewnej populacji agentów. Mogą oni reprezentować podmioty ekonomiczne oraz inne społeczne zjawiska. Inicjalizacja polega na określeniu wartości atrybutów agentów (ich wewnętrznych stanów), reguł zachowań (również reguł ewentualnych modyfikacji tych zachowań w trakcie symulacji, tzn. uczenia) oraz zasad komunikacji między nimi. Po ustawieniu odpowiednich wartości zmiennych globalnych modelu następuje rozpoczęcie symulacji. W trakcie jej trwania niedozwolona jest jakakolwiek zewnętrzna interwencja, wszelkie możliwe do zidentyfikowania prawidłowości mają wynikać wyłącznie ze wzajemnych interakcji agentów [14].

Planując symulację należy mieć na uwadze trudności, jakie się z tym wiążą. Po pierwsze, model ma pomóc w zrozumieniu zjawisk, które zachodzą w rzeczywistości, dlatego też nie należy dążyć do zbytowego skomplikowania zasad rządzących zachowaniem agentów. Zbyt skomplikowany model będzie równie niezrozumiały, co rzeczywistość, którą modeluje [7]. Po drugie, implementacja komputerowa systemu wieloagentowego różni się od standardowego programu, w którym dla danych wejściowych otrzymujemy pewne dane na wyjściu. Rezultaty uzyskane w wyniku symulacji są często trudne do przewidzenia, a mnogość związków pomiędzy obiektami powoduje, że łatwo popełnić błąd, który wypaczy wyniki. Stąd też, mając na uwadze powyższe, wykonując symulację wieloagentową należy stosować się do następujących punktów [7]:

1. Każdy agent powinien być zaprojektowany jako pewien autonomiczny obiekt. Agent powinien móc gromadzić dane oraz dysponować regułami, które umożliwiają operowanie na tych danych oraz reagowanie na bodźce przychodzące z zewnątrz.
2. W trakcie symulacji powinno się obserwować wartości wewnętrznych stanów poszczególnych agentów przez pryzmat ich zbiorczego, wspólnego zachowania. Informacje o poszczególnych agentach oraz zaobserwowane zjawiska globalne, zachodzące w ich zbiorowości, powinny być ze sobą spójne.
3. Po skończeniu symulacji należy ocenić, czy zakończyła się ona sukcesem. Do tego celu można wykorzystać metody statystyczne.

3. Sieci społeczne

3.1. Reprezentacja sieci

Najczęściej sieć społeczną (tzn. powiązania pomiędzy różnego typu obiektami społecznymi) przedstawia się w postaci grafu [8]. Formalna matematyczna definicja grafu określa go jako parę (V, E) , gdzie V jest skończonym zbiorem wierzchołków grafu, natomiast E jest skończonym zbiorem krawędzi, łączącym poszczególne wierzchołki [4]. Wierzchołki reprezentują obiekty, natomiast krawędzie obrazują relacje między tymi obiektami. W zależności od tego, czy relacja ta ma charakter symetryczny czy też nie, graf wykorzystywany do opisu sieci może być grafem nieskierowanym lub grafem skierowanym. Dwie podstawowe reprezentacje grafu to macierz sąsiedztwa oraz lista sąsiedztwa [4].

Badanie sieci społecznej polega na analizowaniu grafu, który ją reprezentuje. W dalszej części artykułu wykorzystywane są następujące charakterystyki grafu¹:

- sąsiad wierzchołka u – wierzchołek bezpośrednio połączony z wierzchołkiem u ,
- stopień wierzchołka u – liczba wszystkich sąsiadów u ,
- ścieżka łącząca wierzchołki u i v – ciąg wierzchołków, rozpoczynający się wierzchołkiem u i kończący się wierzchołkiem v (lub odwrotnie), takich że pomiędzy kolejnymi wierzchołkami istnieje krawędź,
- długość ścieżki – liczba krawędzi ścieżki,
- graf spójny – graf, w którym dla dowolnych dwóch wierzchołków istnieje ścieżka o skończonej długości między nimi,
- podzbiór grafu $G = (V, E)$ – graf utworzony z podzbioru wierzchołków grafu G oraz krawędzi, które należą do zbioru E .

3.2. Małe światy

W życiu codziennym niejednokrotnie można spotkać się z sytuacją, w której dwie nowopoznane osoby okazują się mieć wspólnego znajomego. Próbę analizy tego zjawiska podjął w 1967 roku amerykański psycholog społeczny Stanley Milgram [10]. Przeprowadził on eksperyment, którego wyniki wykazały, że losowo wybrane dwie osoby w Stanach Zjednoczonych oddalone są od siebie przeciętnie pięcioma innymi osobami. Milgram nazwał to zjawisko „małym światem” (*small world*), swoim esejem zapoczątkował teorię „sześciu stopni separacji” (*six degrees of separation*)².

¹ Wszystkie definicje odnoszą się do grafów nieskierowanych

² zob. http://en.wikipedia.org/wiki/Six_degrees_of_separation

Charakterystykę sieci „small world” podali w 1998 roku Watts i Strogatz [15]. Posłużyli się oni dwoma współczynnikami: średnią długością ścieżki w grafie oraz współczynnikiem klasteryzacji.

Średnia długość ścieżki L to uśredniona po wszystkich parach wierzchołków liczba krawędzi występujących w minimalnej ścieżce, łączącej te wierzchołki:

$$L = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{u,v} l(u,v), \quad (1)$$

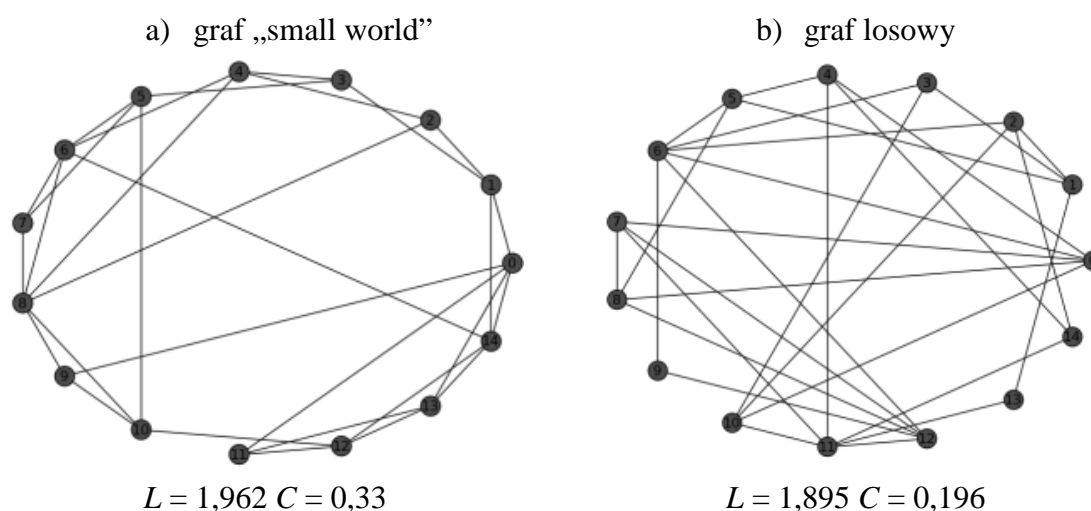
gdzie: n oznacza liczbę wszystkich wierzchołków w grafie, natomiast $l(u,v)$ to długość minimalnej ścieżki między wierzchołkami u i v .

Współczynnik klasteryzacji C jest średnią (po wszystkich wierzchołkach) wartością stosunku liczby krawędzi występujących pomiędzy sąsiadami danego wierzchołka do liczby wszystkich możliwych krawędzi między nimi:

$$C = \frac{1}{n} \sum_u \frac{2V_u}{k_u(k_u-1)}, \quad (2)$$

gdzie: k_u to liczba wszystkich sąsiadów wierzchołka u , natomiast \overline{V}_u to liczba krawędzi występujących pomiędzy wszystkimi sąsiadami wierzchołka u .

Grafy „small world”, w porównaniu do grafów losowych z podobną liczbą wierzchołków i krawędzi, charakteryzują się zbliżoną wartością średniej długości ścieżki oraz istotnie większym współczynnikiem klasteryzacji (rys. 1). W [15] podano algorytm konstrukcji tego typu grafów, został on opisany w dalszej części pracy.



Rys. 1. Przykładowe grafy: a) „small world”, b) graf losowy
Fig. 1. Examples of graphs: a) small world graph, b) random graph

Ze względu na swoją charakterystykę sieci typu „small world” nadają się do modelowania wielu, istniejących w rzeczywistości, zależności sieciowych, w tym również sieci społecznych.

3.3. Rynek pracy a sieci społeczne

Okolo 50% pracowników usłyszało o swoim obecnym zawodzie od znajomych lub bliskich, osób należących do ich sieci społecznych [1, 2]. Istnienie sieci społecznych wywiera wpływ zarówno na pracowników, jak i pracodawców. Dzięki niej nie tylko łatwiej znaleźć pracę, ale także łatwiej znaleźć pracownika na daną posadę. Rola sieci społecznych nie jest jednak tak jednoznaczna, jak mogłoby się to wydawać. Z jednej strony znajome osoby stanowią cenne źródło informacji³, z drugiej – każda z nich to potencjalny konkurent w walce o posadę [3]. Istotna jest tutaj nie tylko liczba osób w kręgu bliskich znajomych, ale również topologia takiej sieci. W ostatnich latach jest prowadzonych coraz więcej badań w tym obszarze [1, 3, 11, 13], przy czym zakłada się najczęściej statyczny charakter takiej sieci. Nie uwzględnia się natomiast indywidualnych zdolności agentów do wpływania na jej postać oraz faktu, że może ulegać ona zmianie wraz z upływem czasu.

4. Opis modelu

Przeprowadzona symulacja przebiegała według poniższego schematu: po wstępnej inicjalizacji agentów kolejne iteracje składały się z następujących kroków:

- zawieranie znajomości,
- zwalnianie z pracy,
- poszukiwanie pracy,
- dopasowywanie pracowników i pracodawców.

Po zakończeniu symulacji wszystkie monitorowane parametry zapisywano do pliku.

³ Jak twierdzi Harry J. Holzer rola sieci społecznych jest tym większa, im niższe są kompetencje wymagane do objęcia danej posady. Jako przykład podaje posadę opiekunki dla dziecka – fakt, że dana osoba pracowała u znajomych, ma często większe znaczenie niż jej doświadczenie i życiorys. W przypadku zawodów wymagających wyższych kwalifikacji rola sieci jest mniejsza (zob. Daniel Gross, It's Who You Know. Really., New York Times, 2004, <http://query.nytimes.com/gst/fullpage.html?res=9A04E2DC163EF931A1575BC0A9629C8B63&sec=&s, 02.06.2008>).

```
1. inicjalizacja agentów
2. FOR i = 1 TO liczba_iteracji:
    zawieranie_znajomosci()
    zwalnianie_z_pracy()
    poszukiwanie_pracy()
    dopasowywanie()
3. zapisanie rezultatów do pliku
```

Rys. 2. Algorytm opisujący przebieg symulacji

Fig. 2. The algorithm describing the simulation

Ogólny algorytm postępowania zaprezentowano na rys. 2. Poniżej przedstawiono szczegółowy opis poszczególnych jego kroków.

4.1. Inicjalizacja

Etap inicjalizacji polegał na utworzeniu n agentów – pracowników oraz takiej samej liczby agentów – pracodawców (posad, stanowisk), a także początkowych sieci zależności między nimi. Przyjęto założenie, że zależności te występują zarówno pomiędzy pracownikami, jak i pomiędzy pracodawcami (np. miejsca pracy w tej samej lub we współpracujących ze sobą firmach). Powiązanie pomiędzy dwiema posadami oznacza, że pracownik aktualnie zajmujący jedną z nich ma informację (tzn. wiedzę czy jest aktualnie wolna) o drugiej. Graf powiązań między pracodawcami (w odróżnieniu od grafu powiązań pracowników) nie zmienia się w czasie.

Do utworzenia sieci powiązań posłużono się algorytmem Watts-Strogatza [15], który pozwala na utworzenie grafu sieci „small world” o ustalonej liczbie krawędzi. Skrócony opis algorytmu przedstawia rys. 3.

```
Parametry wejściowe:  $n$ ,  $k$ ,  $p$ 
1. rozmieść  $n$  wierzchołków na okręgu
2. dla każdego wierzchołka  $w$  dodaj krawędź łączącą ten
   wierzchołek z  $k$  najbliższymi sąsiadami
3. dla każdej krawędzi  $e$  z prawdopodobieństwem  $p$  zamień
   jeden z jej końców na losowo wybrany wierzchołek
   (podwójne krawędzie są zabronione)
```

Rys. 3. Algorytm Watts-Strogatza

Fig. 3. Watts-Strogatz algorithm

Inicjalizacja agentów polegała na ustaleniu wartości ich atrybutów. W przypadku pracowników były to:

- *work_ability* – obrazujące ich kompetencje (wykształcenie, zdolności),

- *social_ability* – odpowiadające za ich „zdolności społeczne” (towarzystwość, zdolność do nawiązywania nowych znajomości).

W dalszej części artykułu parametry *work_ability* oraz *social_ability* *i*-tego agenta oznaczane będą jako wa_i oraz sa_i .

Atrybuty pracodawców stanowiły:

- *wage* – płaca na danej posadzie,
- *requirements* – wymagania odnośnie kompetencji osoby zajmującej daną posadę.

Oprócz wszystkich opisanych powyżej wartości (niezbędnych do inicjalizacji sieci oraz atrybutów agentów), w fazie inicjalizacyjnej należało ustalić pewne dodatkowe parametry globalne: prawdopodobieństwo zwolnienia p^{jr} , prawdopodobieństwo znalezienia informacji o wolnej posadzie p^{jf} oraz prawdopodobieństwo utraty znajomości p^{ff} .

4.2. Zawieranie znajomości

Algorytm zawierania znajomości oparto na następujących założeniach:

- Każdy agent – pracownik *i* może z pewnym prawdopodobieństwem p_1 poznać wybraną (w sposób losowy) nową osobę *j*, przy czym prawdopodobieństwo to uzależnione jest od sa_i , sa_j oraz liczebności agentów *n*, tzn. $p_1 = f_1(sa_i, sa_j, n)$. Przy czym im większe wartości sa_i , sa_j oraz *n*, tym większą wartość przyjmuje p_1 . Ma to obrazować fakt, że większa liczebność populacji zwiększa prawdopodobieństwo poznania nowej osoby.
- Każdy agent – pracownik *i* może dla każdego swojego dotychczasowego znajomego *j* poznać każdego ze znajomych *j* (oznaczanych dalej jako *j'*) z pewnym prawdopodobieństwem p_2 . Prawdopodobieństwo to uzależnione jest od sa_i , $sa_{j'}$, liczebności agentów *n* oraz liczby znajomych *j* oznaczanych dalej n_j , tzn. $p_2 = f_2(sa_i, sa_{j'}, n, n_j)$. Przy czym większe wzrost wartości *n* oraz n_j wpływają niekorzystnie na wartość p_2 . Obrazuje to fakt, że w większych populacjach trudniej o spotkanie osób mających wspólnych znajomych, z kolei duża ich liczba może świadczyć o pobieżnych kontaktach i mniejszej szansie na trwałą znajomość.
- Każdy agent – pracownik *i* może z pewnym prawdopodobieństwem p_3 poznać agenta *j*, zajmującego posadę powiązaną z aktualną posadą agenta *i*. Prawdopodobieństwo to uzależnione jest od sa_i oraz sa_j , tzn. $p_3 = f_3(sa_i, sa_j)$.
- W pojedynczej iteracji każda znajomość może zakończyć się z prawdopodobieństwem p^{ff} . Przyjęto jednak, że każdy pracownik musi mieć przynajmniej dwa

kontakty, oprócz tego zakończenie znajomości nie może spowodować, że graf powiązań przestanie być spójny.

Motywacją, którą kierowano się przy konstrukcji powyższego algorytmu, było uzależnienie (w pewnym stopniu) liczby zdobywanych przyjaciół od wartości współczynnika *social_ability*. Pracownicy z większą wartością tego współczynnika (tzn. według założeń – „bardziej towarzyscy”) powinni mieć większe szanse zdobywania nowych kontaktów.

4.3. Zwalnianie z pracy

W pojedynczej iteracji każdy pracownik z prawdopodobieństwem p^{jr} zostaje zwolniony z pracy. Krok ten ma na celu zapewnienie rotacji na stanowiskach pracy.

4.4. Poszukiwanie pracy

W algorytmie poszukiwania pracy przyjęto założenie, że aktualnie niezatrudnieni pracownicy mają szansę zdobycia informacji o każdej wolnej posadzie z prawdopodobieństwem równym p^{jf} . Oprócz tego, pracujący agenci wiedzą o każdej wolnej posadzie, która jest powiązana z ich aktualną pracą. Kolejny krok ma na celu symulowanie przepływu informacji między agentami drogą nieformalną: poszczególni pracownicy (w losowej kolejności) odpytują swoich znajomych o wolne posady (losowa kolejność jest tutaj konieczna, ponieważ im później dany agent zapyta, tym większa szansa, że któryś z jego znajomych ma nowe informacje). Na zakończenie, każdy z bezrobotnych pracowników jeszcze raz wysyła zapytanie do wszystkich swoich znajomych.

Na osobną uwagę zasługuje sposób udzielania informacji przez agentów. Po pierwsze założono, że agenci dbają o własne interesy, tzn. agent *i* udziela informacji o znanych mu posadach tylko wtedy, gdy sam pracuje (dodatkowy agent stanowi bowiem konkurencję w staraniach o pracę). Po drugie, *i* przesyła informację tylko o tych posadach, na które sam nie zamierza kandydować. Po trzecie, prawdopodobieństwo otrzymania informacji przez agenta *i* od swojego znajomego jest ściśle uzależnione od sa_i .

4.5. Dopasowywanie pracowników do pracodawców

Procedurę zatrudniania oparto na zmodyfikowanej wersji algorytmu kojarzenia Gale’a-Shapleya, zaczerpniętej z [11]. W kolejnych krokach każdy z pracowników przesyła swoje zgłoszenie do preferowanego pracodawcy (tzn. oferującego najwyższą płacę). Następnie, pracodawcy którzy otrzymali przynajmniej jedno zgłoszenie wybierają preferowanego przez siebie pracownika (o najwyższej wartości *work_ability*, spośród

wszystkich spełniających wymagania minimalne) i odmawiają reszcie. Odrzuceni pracownicy wysyłają swoje zgłoszenia do kolejnego pracodawcy. Otrzymując zgłoszenie w kolejnej turze, pracodawca porównuje je z tym, które do tej pory zaakceptował. Procedura kończy się w momencie, gdy pracodawcy przestaną otrzymywać zgłoszenia. Jeśli w trakcie jej trwania któryś z pracowników zmienił pracę, jego dotychczasowa posada staje się wolna. Warto jeszcze dodać, że wszystkie remisy rozstrzygnięte są w sposób losowy.

Powyższy algorytm gwarantuje, że pracownicy oraz pracodawcy zostaną odpowiednio „dopasowani”. Jednak na skutek zróżnicowanej informacji o wolnych posadach nie wszyscy bezrobotni pracownicy muszą znaleźć nową pracę, a tym samym nie wszystkie posady muszą zostać obsadzone.

4.6. Uwagi o implementacji

Program został napisany w języku skryptowym Python w wersji 2.5 [9]. Dużą rolę w programie odegrała biblioteka do obsługi grafów NetworkX⁴.

5. Symulacja

5.1. Parametry modelu

Przeprowadzono 30 symulacji (trzy warianty po dziesięć symulacji każdy), w każdej z nich liczba agentów n wyniosła 100 (tzn. stu agentów – pracowników oraz stu agentów – pracodawców). Każda symulacja składała się z 300 iteracji. Przy konstrukcji grafów powiązań posłużono się algorytmem Watts-Strogatza, z następującymi parametrami:

- dla grafu powiązań między pracownikami $k = 6$, $p = 0,2$,
- dla grafu powiązań między pracodawcami $k = 4$, $p = 0,4$.

Przyjęto również następujące wartości pozostałych parametrów:

- prawdopodobieństwo uzyskania informacji o wolnej posadzie $p^{if} = 0,015$,
- prawdopodobieństwo utraty pracy $p^{ir} = 0,05$,
- prawdopodobieństwo zakończenia znajomości $p^{ff} = 0,01$.

Jako współczynnik *social_ability* każdego z agentów – pracowników przyjęto zmienną losową o rozkładzie $N(0,1; 0,03)$, przy czym zakres zmienności tego współczynnika ograniczono do przedziału $[0,01; 0,2]$ (wszystkie wartości mniejsze lub większe zamieniane były na wartości odpowiednio minimalnej lub maksymalnej liczby z tego przedziału).

⁴ <https://networkx.lanl.gov/wiki>

Przeprowadzono trzy warianty symulacji:

- wariant I: stały poziom kompetencji pracowników oraz stały poziom wymagań pracodawców, to znaczy $wa_i = const$ oraz $requirements_i = const$, $i, j = 1, \dots, n$ (pracownicy różnili się tylko współczynnikiem *social_ability*, natomiast pracodawcy różnili się oferowanym wynagrodzeniem);
- wariant II: wymagania pracodawców jak w wariacie I, natomiast różny poziom kompetencji pracowników – wartość współczynnika wa_i była liczbą ze zbioru $\{1, 2\}$, wybieraną w sposób losowy (wyższa wartość wa_i oznacza wyższe kompetencje *i*-tego pracownika);
- wariant III: kompetencje pracowników jak w wariacie II, w sposób analogiczny określone wymagania pracodawców, tzn. była to liczba ze zbioru $\{1, 2\}$, wybierana w sposób losowy (jedynek oznaczała, że na danym stanowisku może pracować agent o wartości *work_ability* 1 lub 2, natomiast dwójka oznaczała, że na danym stanowisku może pracować jedynie pracownik o wartości *work_ability* równym 2).

W każdym z wariantów przyjęto, że płaca oferowana przez danego pracodawcę określana jest w sposób losowy. W wariantach I i II zakres jej zmienności wynosił od 0,5 do 2,5, natomiast w wariacie III płaca wynosiła od 0,5 do 1,5 dla stanowisk ze współczynnikiem *requirements* równym 1 oraz od 1,5 do 2,5 dla stanowisk ze współczynnikiem *requirements* równym 2 (w każdym przypadku interwał pomiędzy wartościami możliwymi do przyjęcia wynosił 0,1).

5.2. Wyniki symulacji

Poniżej zaprezentowano wyniki przeprowadzonych symulacji. Na początku przedstawiono parametry charakteryzujące sieć powiązań pomiędzy pracownikami w każdej z trzydziestu symulacji, w dalszej części opisano i dokonano analizy wyników poszczególnych wariantów symulacji. Przy ocenie istotności współczynników korelacji posłużono się wartością krytyczną współczynnika korelacji, wyliczaną na podstawie następującego wzoru [5]:

$$r^* = \sqrt{\frac{t^2}{t^2 + n - 2}}, \quad (3)$$

gdzie: t jest wartością odczytywaną z tablicy rozkładu *t*-Studenta dla poziomu istotności α oraz $n - 2$ stopni swobody (przyjęto poziom istotności $\alpha = 0,05$).

5.2.1. Zachowanie się sieci

W przeprowadzonych trzydziestu symulacjach, po 300 iteracjach graf powiązań między pracownikami zawierał przeciętnie 383 krawędzie, przy przeciętnej wartości średniej długości ścieżki wynoszącej 2,603 oraz średnim współczynnikiem klasteryzacji 0,265. Wyniki te, jak również minimalne i maksymalne wartości tych parametrów zestawiono w tab. 1. Dla porównania, grafy losowe złożone ze 100 wierzchołków i podobnej liczby krawędzi charakteryzują się zbliżoną długością ścieżki oraz znacznie mniejszym współczynnikiem klasteryzacji (tab. 2). Oznacza to, że graf powiązań między pracownikami po 300 iteracjach spełnia założenia sieci typu „small world”.

Tabela 1

Średnie parametry sieci powiązań w trzydziestu symulacjach

	Liczba krawędzi	Długość ścieżki	Współczynnik klasteryzacji	Korelacja (<i>social_ability</i>, liczba przyjaciół)
średnia	383,367	2,603	0,265	0,608
max	461	2,854	0,340	0,748
min	323	2,390	0,221	0,401

Dodatkowo, współczynnik korelacji między wartością atrybutu *social_ability* oraz liczbą przyjaciół, posiadanych przez każdego z agentów – pracowników, podczas wszystkich iteracji wyniósł średnio 0,608 (minimalna wartość to 0,401, maksymalna to 0,748) i w każdym przypadku był on większy od wartości krytycznej. Oznacza to istotny związek pomiędzy atrybutem *social_ability* agentów a ich zdolnością do tworzenia znajomości, a tym samym spełnienie podstawowych założeń modelu.

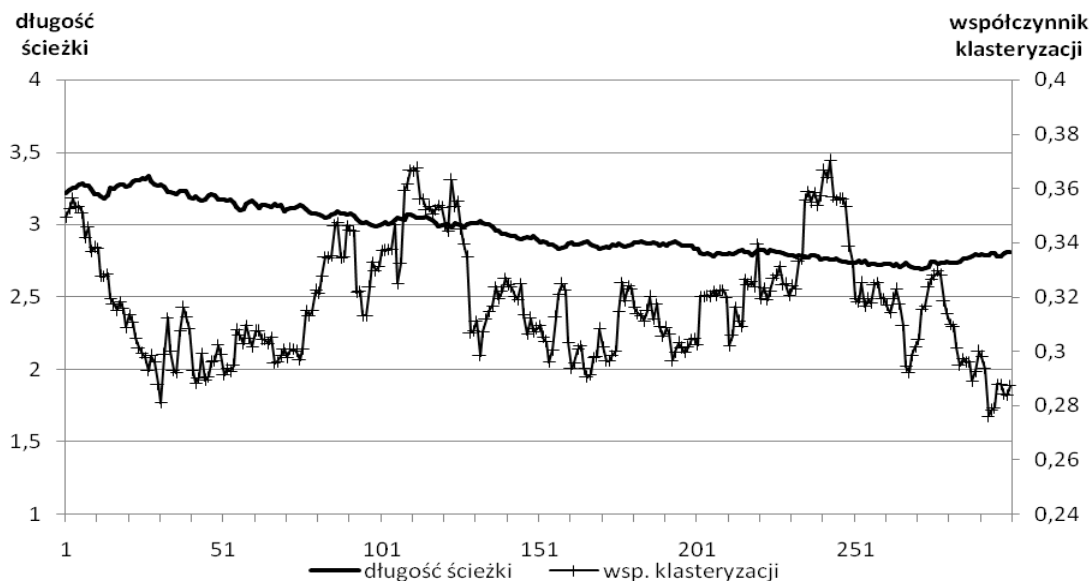
Tabela 2

Przykładowe wielkości parametrów grafów losowych

Liczba krawędzi	Długość ścieżki	Współczynnik klasteryzacji
452	2,3034	0,094
336	2,6014	0,06661

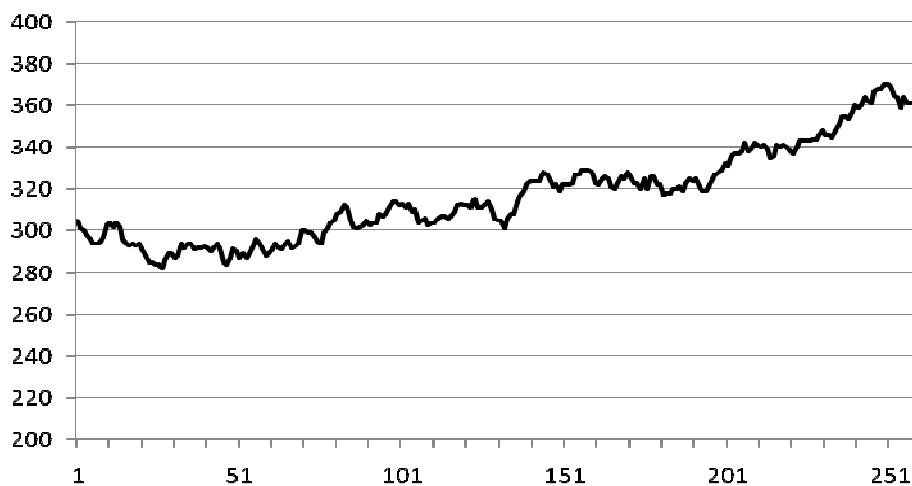
Na poniższych rysunkach przedstawiono przykładowe zmiany średniej długości ścieżki, współczynnika klasteryzacji i liczby krawędzi w kolejnych iteracjach dla jednej z symulacji. Na ich podstawie ukazać można pewne prawidłowości, jakie zachodziły w grafach powiązań między pracownikami, tzn. systematyczny wzrost liczby krawędzi (powiązań), jednocześnie

ze spadkiem średniej długości ścieżki. Jeśli chodzi o współczynnik klasteryzacji, to po początkowym spadku w pierwszych kilkudziesięciu iteracjach, w kolejnych iteracjach jego wartość wahała się w granicach od 0,18 do 0,4.



Rys. 4. Minimalna długość ścieżki oraz współczynnik klasteryzacji w grafie w kolejnych 300 iteracjach

Fig. 4. Minimal path length and clustering coefficient in the graph during 300 iterations



Rys. 5. Liczba krawędzi w grafie powiązań w trakcie 300 iteracji

Fig. 5. Number of edges in the graph during 300 iterations

5.2.2. Wariant 1 – jednakowy poziom kompetencji pracowników i wymagań pracodawców

To najprostszy wariant symulacji, w którym sprawdzano, czy istnieje związek pomiędzy atrybutem *social_ability* a majątkiem zgromadzonym przez każdego z agentów, tzn. sumą wynagrodzeń, uzyskanych podczas wszystkich iteracji (wartość tę, po podzieleniu przez

liczbę iteracji, można również interpretować jako średnie wynagrodzenie uzyskiwane przez pracownika).

Tabela 3

Związek pomiędzy wielkością wynagrodzenia a współczynnikiem *social_ability* w wariancie I symulacji

	Korelacja (<i>social_ability</i>, majątek)
średnia	0,4042
max	0,5219
min	0,2624
istotność	10/10

Uzyskane wyniki przedstawiono w tab. 3. W każdej z dziesięciu symulacji opisany powyżej związek był istotny. Średni współczynnik korelacji wyniósł 0,4042, co świadczy o przeciętnej sile analizowanego związku.

5.2.3. Wariant II – zróżnicowany poziom kompetencji pracowników, jednakowy poziom wymagań pracodawców

W analizie wyników, oprócz sprawdzenia związku w całej populacji agentów (analogicznie do poprzedniego wariantu), dokonano również następujących podziałów pracowników:

- po pierwsze, ze względu na wartość atrybutu *work_ability*,
- po drugie, ze względu na wartość atrybutu *social_ability*,

a następnie dokonano analizy porównawczej wyników, uzyskanych przez każdą z tych grup.

Tabela 4

Wariant II symulacji – wyniki

	razem	podział ze względu na <i>work_ability</i>		podział ze względu na <i>social_ability</i>	
		<i>wa</i> = 1	<i>wa</i> = 2	<i>sa</i> < 0,1	0,1 < <i>sa</i>
średnia ilość	100	51,4	48,6	49,5	50,5
średnie <i>sa</i>	0,1	0,103	0,097	-	-
średnie <i>wa</i>	1,486	-	-	1,511	1,464
średni majątek	422,711	353,541	494,873	407,405	438,547
odchylenie standardowe majątku	88,246	56,167	50,176	89,207	83,511
korelacja (majątek, <i>sa</i>)	0,186 <small>(istotność 4/10)</small>	0,457 <small>(istotność 10/10)</small>	0,397 <small>(istotność 10/10)</small>	-	-
korelacja (majątek, <i>wa</i>)	0,790	-	-	-	-

W tym wypadku średnia wartość współczynnika korelacji pomiędzy atrybutem *social_ability* a zgromadzonym majątkiem (w populacji wszystkich agentów) wyniosła 0,186 i związek ten był istotny jedynie w czterech z dziesięciu prób. Zasadniczy wpływ na wynagrodzenie pracowników miały tutaj ich kompetencje (średnia korelacja pomiędzy *work_ability* a majątkiem wyniosła 0,79).

Analiza wyników uzyskanych w grupach pracowników o jednakowych kompetencjach wykazuje istotny związek pomiędzy atrybutem *social_ability* a zgromadzonym majątkiem, przy czym związek ten wydaje się silniejszy wśród pracowników o niższych kompetencjach (średnia korelacja w grupach pracowników z wartością *work_ability* równą jeden i dwa wyniosła odpowiednio 0,457 i 0,397).

Podział pracowników na grupy o wartości atrybutu *social_ability* poniżej i powyżej średniej wykazał, że wynagrodzenie uzyskiwane przez pracowników z tej drugiej grupy było przeciętnie wyższe (średni zgromadzony majątek wyniósł odpowiednio 407,405 i 438,547).

5.2.4. Wariant III – zróżnicowany poziom kompetencji pracowników, zróżnicowany poziom wymagań pracodawców

Wariant ten jest najbliższy rzeczywistości – pracownicy, którzy nie mają kompetencji wymaganych na danym stanowisku, nie mogą go objąć. Analizę uzyskanych wyników dokonano tutaj analogicznie do poprzedniego wariantu.

Tabela 5

Wariant III symulacji – wyniki

	razem	podział ze względu na <i>work_ability</i>		podział ze względu na <i>social_ability</i>	
		<i>wa</i> = 1	<i>wa</i> = 2	<i>sa</i> < 0,1	0,1 < <i>sa</i>
średnia ilość	100	47,9	52,1	50,9	49,1
średni <i>sa</i>	0,099	0,098	0,1	-	-
średni <i>wa</i>	1,521	-	-	1,507	1,532
średni majątek	390,770	244,715	526,140	372,682	408,525
odchylenie standardowe majątku	146,590	41,704	44,253	148,364	141,404
korelacja (majątek, <i>sa</i>)	0,169 <small>(istotność 3/10)</small>	0,524 <small>(istotność 10/10)</small>	0,356 <small>(istotność 8/10)</small>	-	-
korelacja (majątek, <i>wa</i>)	0,950	-	-	-	-

Podobnie jak poprzednio, w grupie wszystkich pracowników można zaobserwować praktycznie brak związku pomiędzy atrybutem *social_ability* a zgromadzonym majątkiem (współczynnik korelacji istotny jedynie w trzech z dziesięciu prób), natomiast bardzo silny

jest związek pomiędzy majątkiem a kompetencjami pracowników (współczynnik korelacji wyniósł średnio 0,95).

W grupach pracowników o jednakowych kompetencjach pojawiło się jeszcze większe zróżnicowanie wpływu wartości *social_ability* na średnią płacę – średni współczynnik korelacji wyniósł odpowiednio 0,524 dla pracowników z niższymi kompetencjami oraz 0,356 dla pracowników z wyższymi kompetencjami. Wśród tych, drugich w dwóch przypadkach nie przekroczył on wartości krytycznej.

Tak samo jak w poprzednim wariancie, można zaobserwować różnicę w zgromadzonym majątku pomiędzy pracownikami o wartości *social_ability* poniżej i powyżej przeciętnej (wyniósł on odpowiednio 372,682 oraz 408,525).

Warto zwrócić uwagę na jeszcze jedną rzecz. Wartość przeciętnego majątku zgromadzonego w wariancie III była niższa niż w wariancie II, przy jednocześnie większym zróżnicowaniu. Wynika to z faktu, że w tym drugim przypadku nie istniały żadne przeszkody, aby pracownicy z niższymi kompetencjami objęli lepiej płatne stanowiska (o ile tylko pracodawca się na nich zdecydował).

5.3. Wnioski

Wyniki uzyskane z przeprowadzonych symulacji pozwalają na wyciągnięcie następujących wniosków:

- wśród pracowników o jednakowym poziomie kompetencji można zaobserwować istotny związek pomiędzy zdolnością do zdobywania znajomych a przeciętnym poziomem wynagrodzenia,
- wśród pracowników o różnym poziomie kompetencji związek ten jest istotny jedynie wewnątrz grup o tych samych kompetencjach, przy czym związek ten wydaje się tym silniejszy, im niższe są kompetencje pracowników,
- pracownicy o większej zdolności do zdobywania nowych znajomych zarabiają przeciętnie więcej.

6. Podsumowanie

W artykule przedstawiono przykład wykorzystania systemów wieloagentowych w naukach społecznych. Zbudowano model dynamicznej sieci powiązań między agentami (każdy z nich stanowił wirtualną reprezentację jednego pracownika), a następnie przeprowadzono symulację, w trakcie której agenci rywalizowali ze sobą na rynku pracy. Uzyskane rezultaty, zgodnie z oczekiwaniami oraz z literaturą przedmiotu, potwierdzają

istnienie związku pomiędzy zdolnością do nawiązywania znajomości a wysokością płacy. Przeprowadzony eksperyment wpisuje się w nurt *agent-based computational economics*, dynamicznie rozwijającej się gałęzi ekonomii, która analizuje zjawiska ekonomiczne, zachodzące w wieloagentowych symulacjach [14].

Konstrukcja modelu wiązała się, z konieczności, z przyjęciem kilku uproszczeń. Przede wszystkim za zdolność do tworzenia nowych kontaktów odpowiada jeden atrybut – pomijane są takie aspekty, jak dopasowanie charakterów czy wspólnota zainteresowań. Poza tym agenci rywalizują na jednorodnym rynku pracy. Wszyscy stanowią dla siebie konkurencję, a wysokie kompetencje pozwalają agentowi na objęcie praktycznie każdej posady. Oprócz tego, wymiana informacji pomiędzy agentami odbywa się tylko na drodze pracownik – pracownik, nie uwzględniono natomiast przepływu informacji między pracownikami a pracodawcami (sytuacja, w której pracownik A poleca na dane stanowisko pracownika B – tzw. *referral hiring*). Jak podaje Calvó-Armengol, sytuacje takie zdarzają się dość często, a uzyskanie posady dzięki poleceniu znajomego ma istotny wpływ na zaangażowanie i lojalność pracownika [2]. Modyfikacja tych i innych uproszczeń, wraz z odpowiednią „kalibracją” modelu, zgodnie z danymi empirycznymi, stanowi szerokie pole do dalszych prac w tym obszarze.

W literaturze znaleźć można różne podejścia do zagadnienia symulacji rynku pracy. Arrow i Borzekowski zakładają stałą średnią zdolność pracowników do pracy, przy różnej wydajności na poszczególnych stanowiskach [1]. Pingle i Tesfatsion modelują interakcję między pracownikiem a pracodawcą jako iterowany dylemat więźnia [11]. Tassier i Menczer wykorzystują podejście ewolucyjne – agent, który nie uzyska odpowiednio wysokiego dochodu, zanika, natomiast ten, który relatywnie dobrze sobie radzi, zostaje powielony [13]. Wykorzystanie któregoś z wymienionych rozwiązań może stanowić kolejną modyfikację przedstawionego w artykule modelu.

BIBLIOGRAFIA

1. Arrow K. J., Borzekowski R.: Limited network connections and the distribution of wages, Finance and Economics Discussion Series, No. 41, 2004.
2. Calvó-Armengol A.: Social Networks and Labor Market Outcomes, Els Opuscles del CREI, January 2006.
3. Calvó-Armengol A., Jackson M. O.: Social Networks in Determining Employment and Wages: Patterns, Dynamics, and Inequality, EconWPA / Microeconomics, 2002.

4. Cormen T. H., Leiserson C. E., Rivest R. L.: Wprowadzenie do algorytmów, WNT, Warszawa 2001.
5. Dziechciarz J. (red.): Ekonometria. Metody, przykłady, zadania, Wyd. Akademii Ekonomicznej, Wrocław 2002.
6. Franklin S., Graesser A., Is it an Agent or Just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents, [w:] Proceedings of the Third International Workshop on Agent Theories, Architectures and Languages, Springer-Verlag 1996.
7. Gilbert N., Terna P.: How to build and use agent-based models in social science, Mind & Society, 1, Vol. 1, 2000, p. 57-72.
8. Jonak Ł.: Analiza sieci społecznych i dynamika sieciowa, [w:] A. Nowak, K. Winkowska-Nowak, A. Rychwalska (red.): Modelowanie matematyczne i symulacje komputerowe w naukach społecznych – podręcznik dla studentów I roku, Wyd. SWPS Academica, Warszawa 2007.
9. Langtangen H. P.: Python Scripting for Computational Science, 3rd ed., Springer, 2008.
10. Milgram S.: The Small-World Problem. Psychology Today(1), 1967, p. 60-67.
11. Pingle M., Tesfatsion L.: Evolution of Worker-Employer Networks and Behaviors Under Alternative Non-Employment Benefits: An Agent-Based Computational Study, Computing in Economics and Finance, No. 7, 2003.
12. Russell S., Norvig P., Artificial Intelligence: Modern Approach, Prentice Hall, 2002.
13. Tassier T., Menczer F.: Emerging Small-World Referral Networks in Evolutionary Labor Markets, IEEE Transactions On Evolutionary Computation, Vol. 5, No. 5, 2001.
14. Tesfatsion L.: Agent-Based Computational Economics: Modelling Economies as Complex Adaptive Systems, Information Sciences, Vol. 149, 2003, p. 263-269.
15. Watts D. J., Strogatz S. H.: Collective dynamics of 'small-world' networks, Nature, Vol. 393, 1998, p. 440-442.
16. Wooldridge M., An Introduction to MultiAgent Systems, John Wiley & Sons, 2002.

Recenzent: Dr hab. inż. Franciszek Marecki

Abstract

Agent-based approach is becoming more and more popular in social science. One of examples of this is ACE – *agent-based computational economics*, which is described as

“computational study of economies modeled as evolving systems of autonomous interacting agents” [14].

In the paper an ACE approach is used to model a labor market using an agent-based simulation. The model consists of worker-agents and employer-agents. Worker-agents are linked through a dynamic (i.e. changing in time) network which represents connections between workers in the real life (agents are connected if they know each other). Information about currently free jobs can be passed through these links from one agent to another. Worker-agents are characterized by two parameters: *social_ability* which influences the probability that an agent will get a new link, and *work_ability* which represents worker’s competence and education.

The network of connections between workers meets the Watts-Strogatz properties of small world graphs (this is presented in tables 1, 2 and figures 4, 5). The experimental results show that although the main impact on workers average wage have their *work_ability* (skills, education, etc.), in groups of similar *work_ability* there is a relevance between their ability to make new contacts and the money they get for their work (tables 3,4 and 5).