

WYKORZYSTANIE ANALIZY SIECI SPOŁECZNYCH DO BADANIA KAPITAŁU INTELEKTUALNEGO NA PRZYKŁADZIE PLATFORMY E-LEARNINGOWEJ

Edyta ABRAMEK, Mariia RIZUN

Streszczenie: Sukces firmy nie zależy już tylko i wyłącznie od posiadanych przez nią zasobów materialnych, ale także (a niejednokrotnie w głównej mierze) od potencjału intelektualnego jej pracowników. Dlatego też, zarządzanie zasobami intelektualnymi w szczególności określanymi, jako tzw. miękkimi HR i jego praktyczne wykorzystanie nabiera współcześnie coraz większego znaczenia. W artykule skupiono się na problematyce analizy kapitału (potencjału) intelektualnego przy zastosowaniu metody SNA (*Social Network Analysis*). W badaniach wykorzystano dane zgromadzone na platformie e-learningowej, aby pokazać, w jaki sposób analityka sieci społecznych może pomóc zrozumieć ludzi i podejmowane przez nich aktywności oraz dostarczyć wnioski potrzebne do podejmowania decyzji.

Słowa kluczowe: Econet, intellectual capital, Social Network Analysis, social network graph.

Wprowadzenie

Pojęcia takie jak, zarządzanie wiedzą i kapitał intelektualny są komplementarne. Zasoby wiedzy, przekształcane są w wartość dla organizacji i stanowią podstawę do tworzenia i rozwijania kapitału intelektualnego. Kapitał intelektualny (*Intellectual capital*) organizacji jest sumą kapitału ludzkiego (*Human capital*; talent, umiejętności i wiedza ludzi), kapitału strukturalnego (*Organizational/Structural capital*; własność intelektualna, metodyki, oprogramowanie, dokumenty, inne artefakty, patenty, procesy, bazy danych, sieci itp.) i kapitału relacyjnego (*Customer/Relational/Social capital*; relacje z otoczeniem), czyli sumą tego wszystkiego co każdy w przedsiębiorstwie wie, a co decyduje o jego przewadze konkurencyjnej [1, 2]. Pomiar kapitału intelektualnego jest trudny zwłaszcza, że nieliczni menadżerowie potrafią odpowiedzieć na pytania: czym jest potencjał intelektualny, w jaki sposób go rozwijać, jak go efektywnie wykorzystywać [3]. Zdaniem J. B. Quinna, Ph. Andersona i S. Finkelsteina potencjał intelektualny organizacji obejmuje kilka elementów tj.:

- wiedzę poznawczą, czyli „wiem, co”, która oznacza wiedzę teoretyczną zdobywaną dzięki szkoleniom, kursom,
- umiejętności praktyczne, czyli „wiem, jak”, co oznacza zdolność zastosowania wiedzy teoretycznej w praktyce,
- rozumienie zasad, czyli „wiem, dlaczego”, co oznacza rozumienie zależności przyczynowo-skutkowych,
- autokreatywność, czyli „zależy mi na tym, jak będzie”, która oznacza umiejętność wykorzystywania okazji oraz odnosi się do chęci i motywacji ludzi.

Jak zatem rozwijać potencjał intelektualny? B. Quinn i jego współpracownicy uważają, że rozwijaniu kapitału intelektualnego organizacji sprzyja: dobieranie odpowiednich pracowników, stymulowanie ich rozwoju i zwiększanie wyzwań, tworzenie systemu oceny i „odsiewania” pracowników niespełniających określonych standardów. W jaki sposób odnajdywać tych najwybitniejszych, najlepszych pracowników? Może w tym pomóc metoda analizy sieci społecznościowych i uwzględnienie w badaniach kapitału intelektualnego także kapitału społecznego [4, 5]. Ludzie tworzą, bowiem sieci kontaktów w sytuacji, kiedy muszą rozwiązać konkretne zadanie lub problem. Analiza sieciowa, posługując się różnego rodzaju miarami ilościowymi, pozwala np. na analizowanie własności tzw. węzłów sieci oraz relacji pomiędzy nimi lub na ocenę, jaki wpływ ma struktura sieciowa na tworzenie wartości lub osiągnięcie przewagi konkurencyjnej. „Członkowie sieci wykazują kospecjalizację i wnoszą do sieci unikatową zdolność tworzenia wartości, takich jak zasoby wiedzy lub dostęp do rynku” [6].

Przedmiotem badań przedstawionych w artykule jest struktura sieci społecznej. Wiadomo, bowiem że dla efektywnego zarządzania kapitałem intelektualnym niezwykle ważna jest także współpraca pomiędzy ludźmi (*Social capital*), która sprzyja dzieleniu się wiedzą, wpływa na to, że ludzie zmieniają swoje zachowania, a w efekcie dostarczają nowych wartości. Celem badań jest rozpoznanie możliwości oceny potencjału intelektualnego ludzi w oparciu o wykorzystanie SNA oraz sprawdzenie czy i w jaki sposób struktury sieci, pozycje jednostek oraz relacje wpływają na ich zachowania i uzyskiwane rezultaty.

1. Analiza sieci powiązań społecznych, jako metoda badawcza w ocenie potencjału intelektualnego

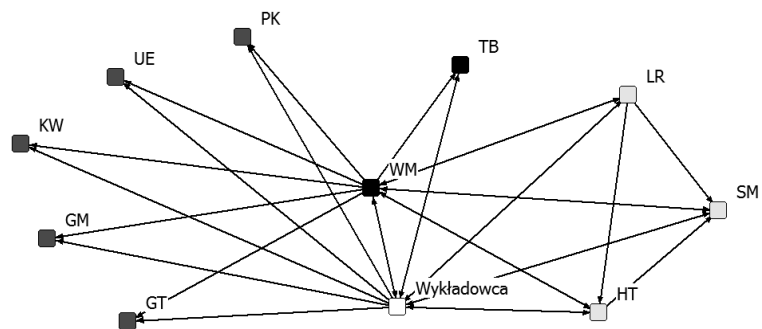
Analiza sieci społecznych (*Social Network Analysis, SNA*) jest to metoda analizy, powiązanych ze sobą w sieci jednostek. Pozwala skupić się na związkach pomiędzy jednostkami, grupami lub organizacjami. Posługuje się rysunkami grafów powiązań społecznych, aby pokazać własności węzłów i relacji pomiędzy nimi. Jest stosowana do badania struktury sieci oraz relacji w sieciach, stanowiących o ich spójności oraz dynamice. Z założenia metoda SNA ma służyć do opisywania i zrozumienia wzorców interakcji zachodzących w sieciach oraz wpływu tych wzorców na poszczególnych członków sieci.

Celem rozważań zawartych w artykule jest przedstawienie analizy sieciowej, jako metodyki wykorzystywanej w analizie kapitału intelektualnego jednostek. Chodzi o to, aby można było w organizacji tworzyć sieci powiązań i zapewnić koordynację wiedzy pracowników w taki sposób, który przyniesie określone korzyści samym pracownikom (kapitał ludzki, indywidualny), ale także i organizacji (kapitał związany z organizacją, inaczej strukturalny).

Jednostki w sieci mogą pełnić rolę:

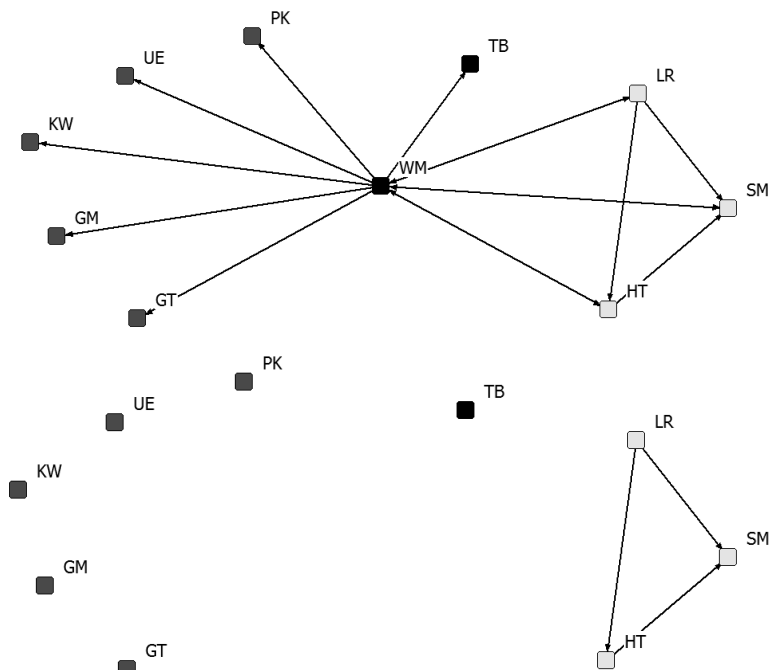
- 1) *Mistrza wiedzy*. Jest to osoba, do której wszyscy zwracają się po radę (nie zawsze musi to być ekspert w danej dziedzinie).
- 2) *Łącznika*. Odpowiada on za kontaktowanie się ludzi z danej sieci lub ludzi z danej sieci z jej otoczeniem. Łącznik pełni kluczową rolę dla przepływu informacji (Rys. 1). Usunięcie łącznika z sieci powoduje zwykle, usunięcie większych fragmentów sieci (Rys. 2). Łącznikiem może być też relacja pomiędzy dwoma jednostkami, czyli tzw. most.
- 3) *Reportera*. Spaja on sieć, ponieważ informuje, co robią inne grupy.

- 4) *Biurokrązcy*. Jest to łącznik, który odpowiada za kontakty z innymi sieciami wewnątrz organizacji lub poza nią.



Rys. 1. Analizowana struktura sieci z wykładowcą i osobą o inicjałach WM w roli łączników wiedzy

Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw



Rys. 2. Analizowana struktura sieci pozbawiona łączników wiedzy

Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw

Jednostki mogą być, zatem źródłem zasobów, poszukiwaczem zasobów, łącznikiem, czyli mogą być zarówno źródłem zasobów, jak też ich poszukiwaczem albo mogą nie być wcale zintegrowane z siecią.

W literaturze przedmiotu wyróżnia się też podział na następujące jednostki w sieci [7]:

- 1) *Centralni łącznicy*. Są to centralne jednostki w sieci.
- 2) *Nieformalni bohaterowie*. Wspierają inne osoby.

- 3) *Wąskie gardła*. Mają dużą ilość połączeń, a przez to hamują wymianę informacji.
- 4) *Formaliści*. Nie doceniają siły relacji nieformalnych.
- 5) *Rozłączeni eksperci*. Nie sięgają po pomoc osób z sieci.
- 6) *Skrzywieni uczniowie*. Pozostają pod znacznym wpływem kolegów.
- 7) *Powierzchowni liderzy*. Osoby, które znają prawie wszystkich w sieci, ale nie nawiązują prawdziwych relacji.
- 8) *Kameleony*. Osoby, które wtapiają się w grupę.

Istnieją jeszcze inne klasyfikacje dotyczące ról jednostek w sieci (zob. [8, 9]).

Na podstawie wyglądu grafu, można analizować relacje pomiędzy osobami i oceniać, kto stanowi tzw. węzeł sieci (*nodes*), a kto jest umieszczony na jej peryferiach. Grafy powiązań społecznych można budować na podstawie powiązań:

- ze współpracownikami i kolegami z branży np. LinkedIn.
- z rodziną i ze znajomymi np. Facebook,
- z osobami, które mają wspólne zainteresowania,
- z osobami, które wspólnie uczestniczyły w kursie, szkoleniu.

W celu zobrazowania sieci relacji pomiędzy osobami w organizacji, można analizować:

- odpowiedzi zawarte w specjalnie przygotowanej do tego celu ankiecie, gdzie pracownicy wskazują, z kim współpracują,
- dane, do kogo pracownicy wysyłają e-maile, do kogo dzwonią, z kim się kontaktują za pomocą używanych w firmie komunikatorów np. Skype, GaduGadu, Microsoft Lync lub za pomocą sieci społecznościowych wykorzystywanych do wewnętrznej komunikacji w firmach np. Yammer,
- dokumentację projektową lub sprawozdawczą.

Analiza grafu sieci może pomóc ocenić, jak przepływa wiedza w sieci oraz jaka jest efektywność współpracy, czyli kto kogo zna (graf nieskierowany), kto, z kim kontaktuje się (graf skierowany) i jak często. Na podstawie liczby krawędzi wychodzących lub wchodzących do węzła sieci ocenia się, które węzły są kluczowe z punktu widzenia rozprzestrzeniania się informacji lub które węzły mają zdolność wpływania na inne węzły grafu. Grafy sieci można analizować na poziomie:

- makro-, czyli całej sieci,
- mezo-, czyli na poziomie zbiorów węzłów (grup, subsieci),
- mikro-, czyli na poziomie węzłów (węzłami mogą być oprócz ludzi także organizacje, zdarzenia, obiekty, lokalizacje geograficzne, punkty w czasie).

Na sieć powiązań społecznych można spojrzeć:

- globalnie,
- lokalnie (uwzględniając w analizie: wycinek (*cut-out*) grafu, określony kontekst (*context*) albo wzajemne powiązania (*inter-links*) pomiędzy węzłami).

Gromadząc dane potrzebne do narysowania sieci można stosować:

- 1) *Podejście socjometryczne*. Respondenci otrzymują zamkniętą listę węzłów sieci i spośród tej listy mają wskazać węzły, z którymi łączą ich relacje. Podejście to stosuje się dla liczby poniżej 100 węzłów.
- 2) *Podejście geocentryczne*. Respondenci sami wskazują węzły, z którymi łączą ich relacje.

Grafy powiązań społecznych można analizować w dłuższej perspektywie czasu i pokazać dzięki temu zmiany struktury sieci kontaktów (kształtu sieci). Istnieje również możliwość predykcji sieci – symulowania jej rozwoju lub zachowań w sieci.

Analiza sieci społecznych w kontekście oceny kapitału intelektualnego pozwala:

- odnajdywać osoby, które dostarczają, poszukują, integrują informacje,
- odnajdywać osoby istotne z punktu widzenia dzielenia się informacjami i wiedzą (eksperti wiedzy); ocenić wiedzę i kompetencje osób,
- uzyskać obraz połączeń (kanałów), przepływu informacji lub wiedzy w organizacji albo obraz, który pokazuje gdzie wiedza jest gromadzona lub gdzie znajdują się jej blokady.

2. Metodyka budowania sieci powiązań społecznych za pomocą grafu społecznościowego

Aby narysować graf sieci społecznej należy postępować zgodnie z następującą metodyką [10]:

1. zdefiniować aktorów i relacje pomiędzy nimi,
2. zgromadzić dane,
3. zbudować macierz (tablicę) relacji,
4. przeprowadzić analizę sieci (w czym, może pomóc jej wizualizacja za pomocą grafu),
5. zinterpretować wyniki.

Ad. 1. Relacje w sieci mogą być formalne, jak i nieformalne. Ocenia się ich treść, kierunek i siłę. Relacje mogą być także pozytywne (np. fani na Facebooku) lub negatywne.

Ad. 2. Dane zgromadzone są na podstawie źródeł pierwotnych (ankieta, kwestionariusz) lub wtórnych (ogólnie dostępnych baz danych, dokumentów, procesów, platform e-learningowych, portali społecznościowych).

Ad. 3. Zgromadzone dane przedstawia się w postaci macierzy relacji. Kiedy chcemy pokazać cechy węzłów to przygotowujemy macierz dwumodalną ($n \times m$, n - liczba węzłów, m - liczba cech tych węzłów). Kiedy interesują nas cechy relacji pomiędzy węzłami to budujemy macierz jednomodalną ($n \times n$, n - liczba węzłów).

Ad. 4. Analiza sieci powinna rozpocząć się od wstępnej, wizualnej analizy sieci. Po wstępnej analizie przechodzi się do wykorzystania miar strukturalnych sieci.

Ad. 5. Końcowy etap to interpretacja wyników uzyskanych za pomocą miar strukturalnych.

Analizę danych przedstawionych w artykule wykonano na podstawie danych wtórnych, zgromadzonych w archiwum portalu e-learningowego. Budowę sieci zilustrowano na przykładzie relacji pomiędzy studentami uczestniczącymi w projekcie Econet – Wirtualna przestrzeń współpracy akademii ekonomicznych. Econet jest to projekt edukacyjny Fundacji Promocji i Akredytacji Kierunków Ekonomicznych. W badaniach skorzystano z archiwum projektu, analizując forum dyskusyjne platformy e-learningowej. Forum jest integralną częścią wykładu prowadzonego w formie e-learningu. Wykładowca nie sprawuje bezpośredniej kontroli nad członkami zespołu. Studenci mają swobodę w nawiązywaniu kontaktów. Forum dyskusyjne wykładu e-learningowego jest przykładem na to, że można z powodzeniem połączyć w sieć studentów różnych uczelni, różnych specjalności, zlokalizowanych w różnych miejscach i skupić ich wysiłek w ściśle określonym celu. Trzeba jednocześnie nadmienić, że w systemie e-learningowym funkcjonuje system nagradzania i oceny studentów. W ramach wykładu przygotowanego przez wykładowców z Katedry Informatyki Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach studenci otrzymują za aktywność na forum punkty, które łączą się z punktami za inne aktywności: zdania, krzyżówki, testy. Na podstawie, tworzonych przez studentów sieci można analizować ich [11]:

- 1) *Energie*. Określa ona, jaki udział mają członkowie zespołu w pracach zespołu, jako całości.
- 2) *Zaangażowanie*. Określa jak komunikują się ze sobą członkowie zespołu.

- 3) *Sposób eksploracji*. Określa jak komunikują się zespoły. Oznacza umiejętność współpracy z innymi w celu osiągnięcia wyznaczonych celów oraz ich skuteczność w rozwiązywaniu problemów.

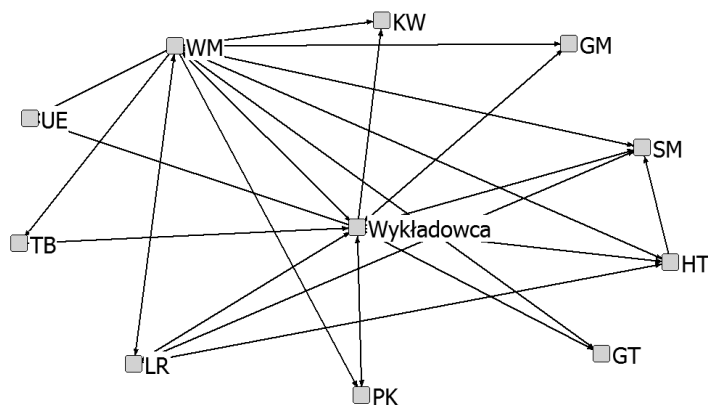
Na podstawie wypowiedzi studentów, można oceniać, jak dobrze znają się na danym temacie, czyli ich potencjał intelektualny.

3. Analiza sieci społecznych na podstawie danych zgromadzonych na portalu e-learningowym

W celu wizualizacji (zobrazowania) sieci społecznych można skorzystać z programów komputerowych do tego przeznaczonych. Należą do nich m.in. [12]: EgoNet, Gephi, GUESS, NetDraw, Pajek, UCInet, Visione, NodeXL i wiele innych. Serwisy społecznościowe można analizować z wykorzystaniem programów m.in. TouchGraph Facebook Browser, NameGenWeb, StudiAnalyse, Nexus, Mapping Facebook Friendships. Do analizy Twittera powstały m.in. programy: Twitter Social Network Analysis, Twitter Conversations Map, Twitter Friends Browser, NodeXL [13]. Na potrzeby artykułu skorzystano z programów UCInet i NetDraw do analizy i wizualizacji sieci. Dzięki wizualizacji powiązań starano się udzielić odpowiedzi na pytanie czy na podstawie analizy sieci będziemy w stanie przewidzieć sukces w postaci uzyskanych ocen, poszczególnych członków grupy?

3.1. Definiowanie aktorów i relacji

Na Rys. 3 przedstawiono, jak komunikowali się członkowie zespołu podczas trwania wykładu w czasie jednego semestru, ponieważ z założenia, co semestr w wykładzie uczestniczy nowa grupa studentów.

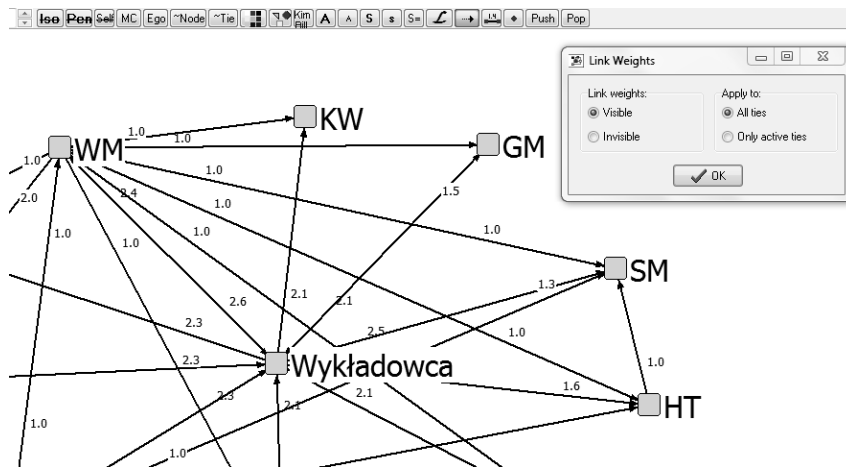


Rys. 3. Struktura analizowanej sieci

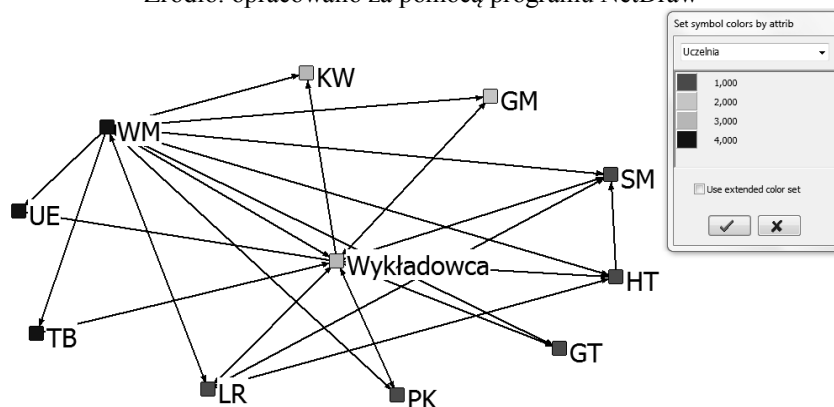
Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw

Z pomocą programu NetDraw można określić częstotliwość kontaktów (Rys. 4).

Na otrzymaną sieć kontaktów można nałożyć atrybuty (Rys. 5), czyli np. wyświetlić, z jakiej uczelni pochodzą studenci zapisani na wykład e-learningowy.



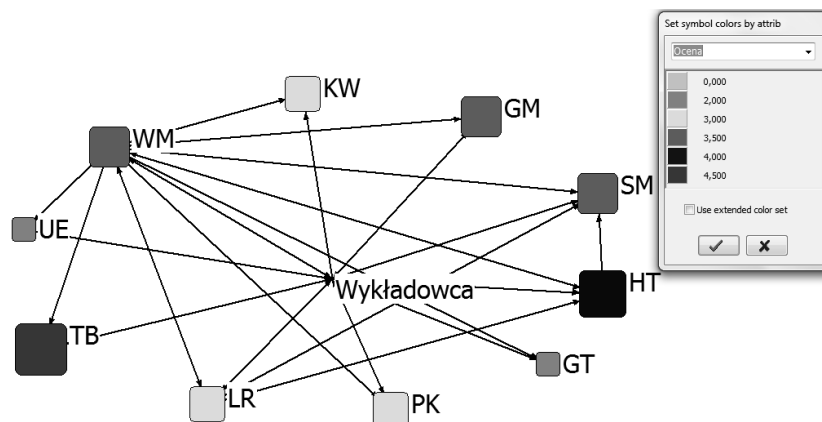
Rys. 4. Struktura analizowanej sieci z określoną częstotliwością kontaktów
Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw



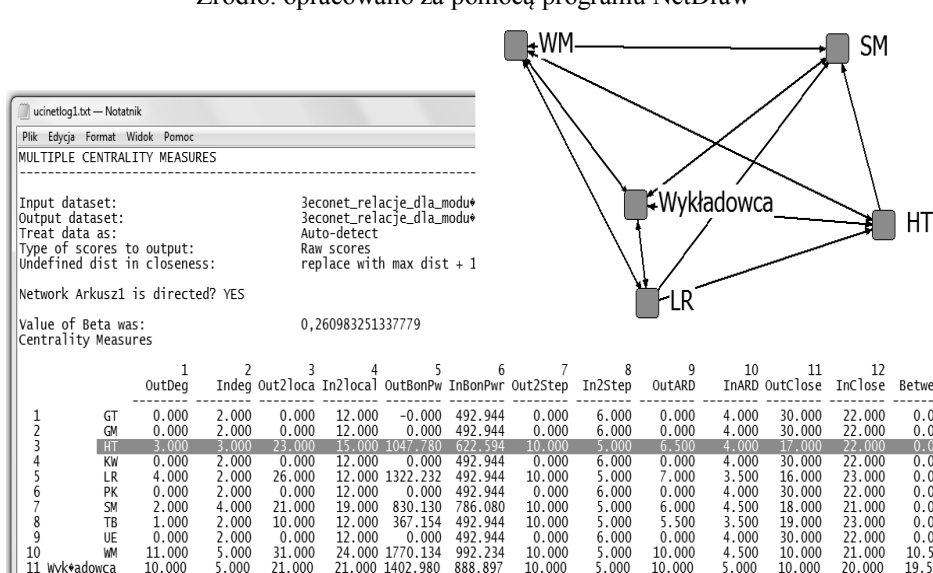
Rys. 5. Struktura analizowanej sieci z atrybutem Uczelnia
Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw

Można teraz oceniać czy studenci z tych samych uczelni nawiązują ze sobą współpracę i czy ma to wpływ na uzyskane przez nich oceny. Analizując Rys. 5 można stwierdzić, że występuje komunikacja w dwóch różnych zespołach studentów. Intensywność komunikacji, pomiędzy zespołami jest słaba. Aktywność w obrębie własnego zespołu jest większa. Nie przekłada się to jednak na uzyskane oceny (por. Rys. 5 i Rys. 6).

Program NetDraw pozwala na wyznaczanie stopnia (*degree*), czyli liczby więzi w węźle i pośrednictwa (*betweenness*) w sieci afiliacyjnej, czyli częstotliwość pojawiania się danego węzła na ścieżce między dwoma innymi, niepołączonymi ze sobą węzłami (Rys. 7).



Rys. 6. Struktura analizowanej sieci z atrybutem Ocena
 Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw



Rys. 7. Określanie współczynnika stopnia i pośrednictwa w sieci dla węzła HT
 Źródło: opracowano za pomocą programu UCInet i NetDraw

Możemy także wyznaczyć odległości między dowolnymi węzłami w sieci (Rys. 8). Odległość geodezyjna to najkrótsza droga między dwoma dowolnymi węzłami (np. od HT do KW odległość wynosi 2).

Na podstawie sieci z Rys. 3 można także przeprowadzić analizę występowania tzw. głównego komponentu sieci oraz jej peryferiów (Rys. 9).

Zbiór danych, przedstawiony na Rys. 9, wskazuje na istnienie struktury jądra sieci. Są nim wykładowca 0,794 i student oznaczony, jako WM 0,381. Pozostałe osoby należy zaliczyć do obszarów peryferyjnych. Węzły mają różną wartość, co wyraźnie wskazuje na strukturę zcentralizowaną sieci. W następnym kroku, można przeanalizować korelację

między miarami centralności i indywidualnymi profilami poszczególnych wierzchołków (Rys. 10).

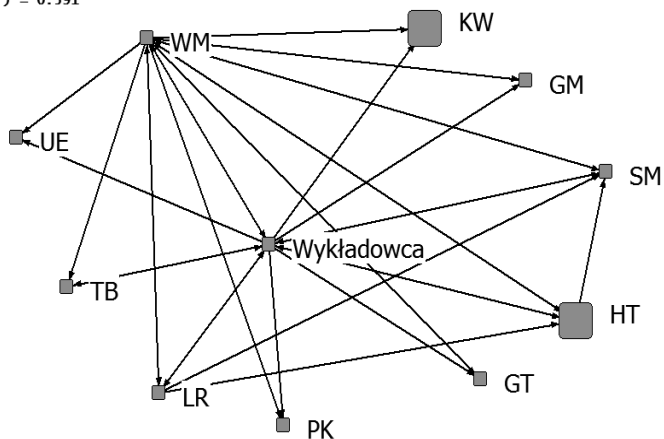
Average distance (among reachable pairs) = 1.500
 Distance-based cohesion ("Compactness") = 0.409
 (range 0 to 1; larger values indicate greater cohesiveness)
 Distance-weighted fragmentation ("Breadth") = 0.591

Frequencies of Geodesic Distances

	1	2
Freque	Propor	
1	30.000	0.500
2	30.000	0.500

Geodesic Distances

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0										
2		0									
3			0								
4				0							
5					0						
6						0					
7							0				
8								0			
9									0		
10										0	
11											0



Rys. 8. Odległości w sieci

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINet i NetDraw

CONTINUOUS CORENESS MODEL

Input dataset: 3econet_relacj
 Algorithm: CORR

Initial correlation: 1.000
 Optimization routine concluded in 657 iterations.

Multiplicative Coreness

	1
	Corene
11	wykładowca 0.794
10	WM 0.381
3	HT 0.210
7	SM 0.210
8	TB 0.197
5	LR 0.184
9	UE 0.132
4	KW 0.107
6	PK 0.107
2	GM 0.107
1	GT 0.107

Descriptive Statistics

	1
	Corene
1	Mean 0.231
2	Std Dev 0.194
3	Sum 2.537
4	Variance 0.038
5	SSQ 1.000
6	MCSSQ 0.415
7	Euc Norm 1.000
8	Minimum 0.107
9	Maximum 0.794
10	N of Obs 11.000
11	N Missing 0.000

Correlation: 0.878

Rys. 9. Węzeł centralny oraz peryferia sieci

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINet i NetDraw

Osoby o identyfikatorach GT, GM, KW, PK i UE posiadają ten sam profil centralności. Porównywalne (prawie identyczne) profile mają natomiast grupy: wykładowca i WM, następnie LR i HT oraz SM i TB.

SIMILARITIES

Measure: CORRELATION
 Variables are: ROWS
 Input dataset: 3econet_relacje_dla_modu3-cent (C:\Users\l
 Similarity matrix: 3econet_relacje_dla_modu3-cent-Sim (C:\Use

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
		GT	GM	HT	KW	LR	PK	SM	TB	UE	WM	Wykła
1	GT	1.000	1.000	0.446	1.000	0.268	1.000	0.647	0.779	1.000	0.421	0.473
2	GM	1.000	1.000	0.446	1.000	0.268	1.000	0.647	0.779	1.000	0.421	0.473
3	HT	0.446	0.446	1.000	0.446	0.982	0.446	0.971	0.909	0.446	1.000	0.999
4	KW	1.000	1.000	0.446	1.000	0.268	1.000	0.647	0.779	1.000	0.421	0.473
5	LR	0.268	0.268	0.982	0.268	1.000	0.268	0.908	0.813	0.268	0.986	0.975
6	PK	1.000	1.000	0.446	1.000	0.268	1.000	0.647	0.779	1.000	0.421	0.473
7	SM	0.647	0.647	0.971	0.647	0.908	0.647	1.000	0.982	0.647	0.964	0.978
8	TB	0.779	0.779	0.909	0.779	0.813	0.779	0.982	1.000	0.779	0.897	0.920
9	UE	1.000	1.000	0.446	1.000	0.268	1.000	0.647	0.779	1.000	0.421	0.473
10	WM	0.421	0.421	1.000	0.421	0.986	0.421	0.964	0.897	0.421	1.000	0.998
11	Wykładowca	0.473	0.473	0.999	0.473	0.975	0.473	0.978	0.920	0.473	0.998	1.000

Cronbach's Alpha = 0.965

Rys. 10. Korelacja

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINET

3.2. Sieci egocentryczne

Na Rys. 11 przedstawiono wynikowy zbiór z miarami egocentrycznymi dla każdego węzła sieci powstałej dla modułu nr 3 wykładu e-learningowego.

EGO NETWORKS

Input dataset: 3econet_relacje_dla_modu3 (C:\Users\ue\Documents\ucinet_data\3econet_relacje_dla_mo
 WARNING: Data matrix was dichotomized.

Density Measures

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
		Size	Ties	Pairs	Densit	AvgDis	Diamet	nWeakC	pWeakC	2StepR	2StepP	ReachE	Broker	nBroke	EgoBet	nEgoBe
1	GT	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
2	GM	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
3	HT	4.00	11.00	12.00	91.67	1.08	2.00	1.00	25.00	10.00	100.00	34.48	0.50	0.08	0.00	0.00
4	KW	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
5	LR	4.00	11.00	12.00	91.67	1.08	2.00	1.00	25.00	10.00	100.00	34.48	0.50	0.08	0.00	0.00
6	PK	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
7	SM	4.00	11.00	12.00	91.67	1.08	2.00	1.00	25.00	10.00	100.00	34.48	0.50	0.08	0.00	0.00
8	TB	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
9	UE	2.00	2.00	2.00	100.00	1.00	1.00	1.00	50.00	10.00	100.00	47.62	0.00	0.00	0.00	0.00
10	WM	10.00	16.00	90.00	17.78			1.00	10.00	10.00	100.00	29.41	37.00	0.82	10.50	11.67
11	Wykładowca	10.00	15.00	90.00	16.67			1.00	10.00	10.00	100.00	28.57	37.50	0.83	19.50	21.67

1. Size. Size of ego network.
2. Ties. Number of directed ties.
3. Pairs. Number of ordered pairs.
4. Density. Ties divided by Pairs.
5. AvgDist. Average geodesic distance.
6. Diameter. Longest distance in egonet.
7. nWeakComp. Number of weak components.
8. pWeakComp. NWeakComp divided by Size.
9. 2StepReach. # of nodes within 2 links of ego.
10. 2StepPct. 2Stepreach/(N-1).
11. ReachEffic. 2StepReach divided max possible given degrees of alters.
12. Broker. # of pairs not directly connected.
13. Normalized Broker. Broker divided by number of pairs.
14. Ego Betweenness. Betweenness of ego in own network.

Rys. 11. Miary egocentryczne każdego z węzłów

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINET

Dzięki analizie sieci egocentrycznych można sprawdzić, w jaki sposób wartości atrybutów węzłów wpływają na ich pozycję w sieci. Na Rys. 12 pokazano raport przedstawiający homofilię każdego węzła pod względem atrybutu Uczelnia.

EGONET HOMOPHILY

Input Network: 3econet_relacje_dla_modu*3 (C:\Users\ue\Documents\ucinet
 Input Attribute: uczeInia (C:\Users\ue\Documents\ucinet_data\econet_dzien
 Ego Network Type: Outgoing ties only
 Output dataset: 3econet_relacje_dla_modu*3-EgoHomoMeas (C:\Users\ue\Docum

Arkusz1

Ego Net Homophily

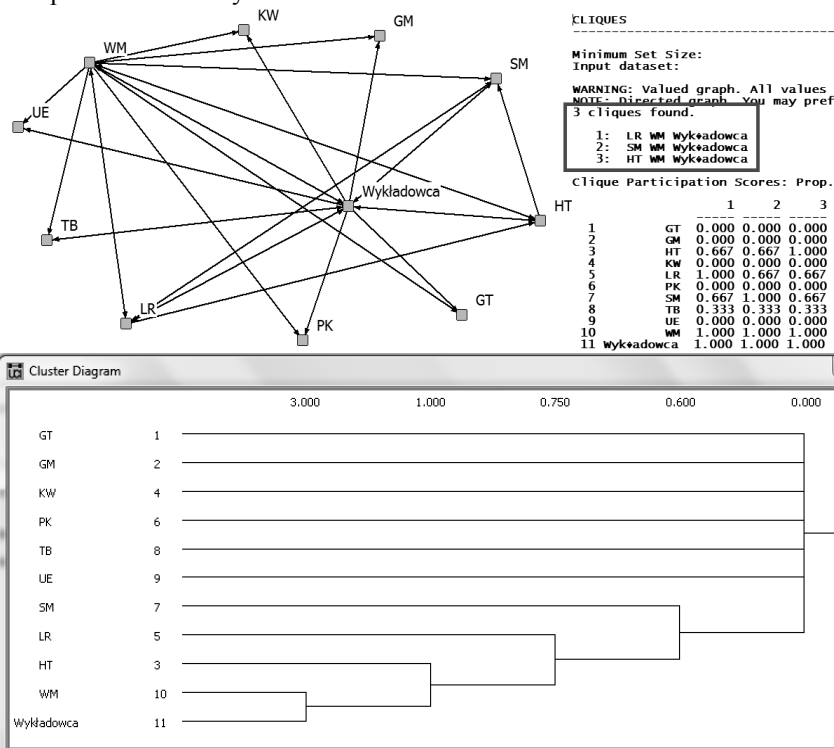
		1	2	3	4	5	6	7	8
		PctHomoph	EI Index	Matches	Yules Q	Cohen Kap	Corr/PBSC	finGroup	fOutGroup
1	GT							0.000	0.000
2	GM							0.000	0.000
3	HT	0.333	0.333	0.500	-0.200	-0.087	-0.089	1.000	2.000
4	KW							0.000	0.000
5	LR	0.500	0.000	0.600	0.333	0.167	0.167	2.000	2.000
6	PK	0.000	1.000	0.400	-1.000	-0.364	-0.408	0.000	0.000
7	SM	0.000	1.000	0.700	-1.000	-0.154	-0.167	0.000	1.000
8	TB	0.000	1.000	0.700	-1.000	-0.154	-0.167	0.000	1.000
9	UE	0.200	0.600	0.200	0.100	0.000	0.000	2.000	8.000
10	WM	0.100	0.800	0.100	0.100	0.000	0.000	1.000	9.000
11	Wyk*adowca								

Rys. 12. Homofilia.

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINet.

3.3 Subsieci

Na poziomie makro- analizy sieci dokonuje się oceny sieci, jako całości. Na poziomie mezo- określa się występowanie klik, klanów, plexów, czyli tzw. subgrup (*subgroups*) albo podgrup. Na poziomie mikro- ocenie poddawane są poszczególne węzły sieci. Wybieramy, zatem jako przykład subgrupy tzw. klikę (*clique*). Klika jest to podzbiór sieci, w którym węzły powiązane są bezpośrednimi węzłami i dodatkowo, niezawierający w sobie żadnej innej kliki. Na Rys. 13 przedstawiono trzy kliki.



Rys. 13. Sieć, występujące w sieci kliki oraz diagram klik (klastrów)

Źródło: opracowano za pomocą programu UCINet i NetDraw

3.4 Poziom węzłów - centralność

Badanie węzłów sieci można przeprowadzić za pomocą następujących miar centralności (Rys. 14):

- Stopień (*Degree centrality*). Wskazuje na najbardziej aktywne osoby. Jest to liczba więzi w węźle.
- Bliskość (*Closeness centrality*). Wskazuje węzły o najkrótszej ścieżce dostępu do pozostałych członków sieci.
- Pośrednictwo (*Betweenness centrality*). Częstotliwość węzła na ścieżce między dwoma innymi.
- Wektor własny (*Eigenvector centrality*). Im wyższa jego wartość tym lepiej.

Normalized Centrality Measures					
		1	2	3	4
		Degree	Closeness	Betweenness	Eigenvector
1	GT	20.000	55.556	0.000	27.010
2	GM	20.000	55.556	0.000	27.010
3	HT	40.000	62.500	0.000	43.937
4	KW	20.000	55.556	0.000	27.010
5	LR	40.000	62.500	0.000	43.937
6	PK	20.000	55.556	0.000	27.010
7	SM	40.000	62.500	0.000	43.937
8	TB	20.000	55.556	0.000	27.010
9	UE	20.000	55.556	0.000	27.010
10	WM	100.000	100.000	36.667	70.112
11	wykładowca	100.000	100.000	36.667	70.112

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE					
		1	2	3	4
		Degree	Closeness	Betweenness	Eigenvector
1	Mean	40.000	65.530	6.667	39.463
2	Std Dev	29.542	16.517	14.142	16.150
3	Sum	440.000	720.833	73.333	434.096
4	Variance	872.727	272.804	200.000	260.832
5	SSQ	27200.000	50237.270	2688.889	19999.998
6	MCSSQ	9600.000	3000.842	2200.000	2869.157
7	Euc Norm	164.924	224.137	51.854	141.421
8	Minimum	20.000	55.556	0.000	27.010
9	Maximum	100.000	100.000	36.667	70.112
10	N of obs	11.000	11.000	11.000	11.000

Rys. 14. Miary centralności
Źródło: opracowano za pomocą programu UCInet

Bonacich Eigenvector Centralities				
		1	2	
		Eigenvec	nEigenvec	
1	GT	0.150	21.203	
2	GM	0.150	21.203	
3	HT	0.246	34.850	
4	KW	0.150	21.203	
5	LR	0.246	34.850	
6	PK	0.150	21.203	
7	SM	0.246	34.850	
8	TB	0.246	34.785	
9	UE	0.204	28.823	
10	WM	0.488	68.948	
11	wykładowca	0.623	88.111	

Descriptive Statistics				
		1	2	
		Eigenvec	nEigenvec	
1	Mean	0.264	37.275	
2	Std Dev	0.146	20.706	
3	Sum	2.899	410.029	
4	Variance	0.021	428.729	
5	SSQ	1.000	20000.004	
6	MCSSQ	0.236	4716.024	
7	Euc Norm	1.000	141.421	
8	Minimum	0.150	21.203	
9	Maximum	0.623	88.111	
10	N of Obs	11.000	11.000	
11	N Missing	0.000	0.000	

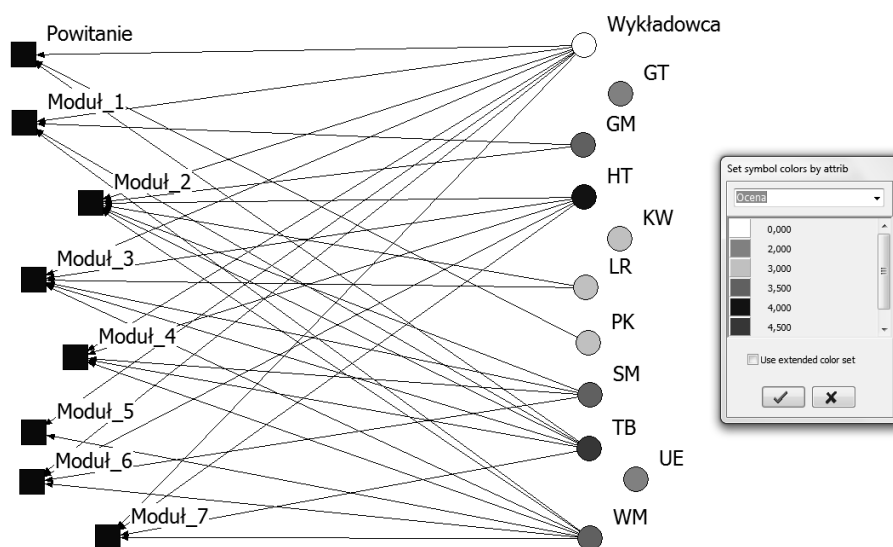
Network centralization index = 81.78%

Rys. 15. Wektor własny
Źródło: opracowano za pomocą programu UCInet

Analizując szczegółowo wektor własny (Rys. 15) – najlepszymi partnerami w projektach byłiby studenci: WM (dla porównania ocena uzyskana w dzienniku Econet przez studenta to 3,5), w dalszej kolejności SM (ocena w dzienniku to 3,5), TB (ocena 4,5), HT (ocena 4,0) oraz LR (ocena 3,0).

3.5 Aktywność studentów podczas wykładu

Czas trwania wykładu e-learningowego obejmował jeden semestr. Wykład został podzielony na moduły tematyczne. Dla każdego modułu przydzielono odrębny pokój na forum dyskusyjnym. Dzięki analizie powiązań społecznych można określić, jaka była aktywność studentów w poszczególnych modułach wykładu i czy przełożyła się ona na uzyskane przez studentów oceny z wykładu (Rys. 16).



Rys. 16. Analiza aktywności studentów podczas wykładu e-learningowego
Źródło: opracowano za pomocą programu NetDraw

4. Wnioski

Aby przedstawić modele sieci w formie graficznej oraz, aby móc je analizować konieczne było przygotowanie najpierw macierzy relacji. Dopiero na ich podstawie można było otrzymać rysunki grafów sieci. Badania potwierdziły, że analiza sieciowa może być wykorzystywana w obszarze e-learningu. Dzięki metodzie SNA można analizować poszczególne jednostki, badać sposób komunikowania się jednostek czy rozprzestrzeniania informacji i wiedzy.

Dzięki analizie forum dyskusyjnego wykładu e-learningowego z wykorzystaniem programów UCInet oraz NetDraw można było zaobserwować, że:

- komunikacja ograniczała się głównie do kontaktów na drodze wykładowca-student,
- studenci nie wykazywali gotowości i umiejętności współpracy między sobą (niedostatek kapitału społecznego). Studenci nie dostrzegli korzyści we wzajemnym dzieleniu się informacjami i pomysłami,

- dopiero wystąpienie sytuacji problemowej w jednym z modułów wykładu wpłynęło na zwiększenie intensywności komunikacji pomiędzy poszczególnymi osobami.

Należy, zatem rozważyć stwarzanie takich sytuacji albo warunków np. w postaci nowych narzędzi dostępnych na platformie e-learningowej, aby zintensyfikować kontakty pomiędzy studentami, co pozwoli im także czerpać wiedzę i pomysły od siebie nawzajem. Analiza sieci pozwoliła określić, którzy studenci byli najmniej aktywni, którzy mieli największy wpływ na kolegów oraz kto pełnił rolę łącznika sieci.

Podsumowanie

Jak twierdzą L. G. Miller i N. A. Christakis nauka o sieciach ma przed sobą ogromną przyszłość [14]. Kontakty społeczne umożliwiają, bowiem przepływ wiedzy, a analiza sieci społecznych pozwala kontrolować jej przepływ z dużą precyzją, także dzięki przeznaczonym do tego programom. Pozyskane dzięki metodzie SNA dane i informacje, można wykorzystać np. do oceny energii osób, ich zaangażowania, stymulowania współpracy, uczenia się, oceny, w jaki sposób będą rozwiązywane problemy. Tam gdzie kapitał ludzki jest już spełniony, istotną rolę zaczyna odgrywać kapitał społeczny. Ideą kapitału społecznego jest odkrywanie struktur, które najlepiej będą służyły przyjętemu celom jednostki, zespołu czy organizacji.

Badania uczestników wykładu e-learningowego pozwoliły stwierdzić, że poziom kapitału społecznego w grupie objętej badaniem był niski, co mogło być spowodowane krótkim czasem przeznaczonym na zbudowanie tego kapitału (jeden semestr). Jednostki wykazywały słabe zaangażowanie w kierunku współpracy pomiędzy sobą w ramach udostępnionej platformy e-learningowej. Studenci nie docenili kapitału społecznego, jako istotnej przesłanki ich rozwoju. W badanej grupie, na forum platformy e-learningowej zdecydowaną przewagę miał kapitał ludzki nad kapitałem społecznym. Wnioski mogą świadczyć o tym, że studenci rozwijali współpracę z wykorzystaniem innych kanałów komunikacji np. sieci społecznościowej Facebook lub serwisu Gmail.

Kierunki przyszłych badań z tego zakresu będą skupiały się na doskonaleniu wskaźników wykorzystywanych do badania kapitału intelektualnego oraz oceny, jaki wpływ na rozwój kapitału może mieć kontekst np. określonej sytuacji. Pomiar kapitału, zwłaszcza społecznego wiąże się z pewnymi utrudnieniami, wynikającymi z tego, że nie można go badać w sposób bezpośredni (konieczne jest zgromadzenie danych, zbudowanie macierzy relacji, dobranie odpowiednich wskaźników pomiaru kapitału). Dodatkowe utrudnienia spowodowane są tym, że kapitał, można analizować na różnych poziomach i w różnych kontekstach badawczych.

Literatura

1. Stewart T. A.: *The Wealth of Knowledge. Intellectual Capital and the Twenty-first Century Organization*, Doubleday, 2003.
2. van den Berg H. A.: *Models of intellectual capital valuation: a comparative evaluation*, http://www.academia.edu/722926/Models_of_intellectual_capital_valuation_a_comparative_evaluation.
3. Quinn J. B., Anderson Ph., Finkelstein S.: *Zarządzanie potencjałem intelektualnym – co zrobić, by wykrzesać jak najwięcej z najlepszych ludzi?* [w:] *Zarządzanie wiedzą*, Harvard Business Review, 2006.

4. Abramek E., Rizun M.: Social network analysis in the evaluation of intellectual capital on the example of social media portals (w druku), artykuł przygotowany na konferencję Kapitał intelektualny & edukacja, www.ic2014.vistula.edu.pl, 2015.
5. Lin N.: Building a Network Theory of Social Capital, <http://www.insna.org/PDF/Keynote/1999.pdf>, 1999.
6. Czakon W.: Sieci w zarządzaniu strategicznym, Oficyna a Wolters Kluwer Business, Warszawa 2012.
7. Cross R., Thomas R. J., Light D. A.: Research Report: How Top Talent Uses Networks and Where Rising Stars Get Trapped, Network Roundtable and Rob Cross, LLC, 2006.
8. Lenartowicz M., Reichhart W., Zych B.: Ludzie, w których warto inwestować, Advisio Press, Kraków 2010.
9. Mertens M., Rice W. and Young M.: Using Social Network Analysis in Organizational Change. Global SAP Business Unit at Atos, 2011.
10. Klimas P.: Analiza sieciowa w naukach o zarządzaniu [w:] Podstawy metodologii badań w naukach o zarządzaniu, Czakon W. (red.), Oficyna a Wolters Kluwer Business, Warszawa 2013.
11. Pentland A.: Nowe odkrycia na temat budowania doskonałych zespołów, Harvard Business Review Polska, 2012.
12. Social network analysis software, http://en.wikipedia.org/wiki/Social_network_analysis_software.
13. Lima M.: Visual Complexity, <http://www.visualcomplexity.com/vc/>.
14. Miller L. G., Christakis N. A.: Wykorzystanie potencjału sieci społecznych, Harvard Business Review Polska, maj 2012.

Dr Edyta ABRAMEK
 Department of Informatics,
 University of Economics, Katowice, Poland
 email: edyta.abramek@ue.katowice.pl

Mariia RIZUN, PhD Student,
 Department of Applied Economics,
 National Mining University, Dnipropetrovs'k, Ukraine;
 Scholar of the International Visegrad Fund
 email: mariia.rizun@gmail.com