

# Eksploracja aukcji internetowych w poszukiwaniu pozytywnej i negatywnej reputacji sprzedawców

Mikołaj Morzy<sup>1</sup>, Adam Wierzbicki<sup>2</sup>

**Streszczenie:** Aukcje internetowe szybko stają się jedną z wiodących gałęzi gospodarki elektronicznej. Niestety, aukcje internetowe przyciągają ogromną liczbę oszustów, których działania obniżają zaufanie użytkowników do tej formy handlu. Wiarygodne systemy zarządzania reputacją są więc niezbędne aby zagwarantować, z jednej strony, uczciwość handlu, a z drugiej strony, zapewnić zadowolenie uczestników. W niniejszym artykule przedstawiono nową metodę eksploracji reputacji sprzedawców w aukcjach internetowych. Opracowano dwie niezależne miary, które służą do jednoczesnej oceny rzetelności i niesumienności sprzedawców. W tym celu wprowadzono pojęcia reputacji pozytywnej i negatywnej. Wyznaczanie obu miar odbywa się na podstawie sieci socjalnej, wiążącej uczestników aukcji internetowych i reprezentowanej przez S-graf. Podczas konstrukcji S-grafu brane są pod uwagę zarówno jawne komentarze wystawiane przez uczestników aukcji, jak i niejawne komentarze będące wynikiem celowego zaniechania. Przeprowadzone eksperymenty obliczeniowe dowodzą użyteczności i efektywności zaproponowanych miar reputacji.

**Słowa kluczowe:** eksploracja danych, aukcje internetowe, zarządzanie reputacją

## 1. Wprowadzenie

Współcześnie, około 15% transakcji elektronicznych jest przeprowadzanych za pośrednictwem internetowych domów aukcyjnych. Aukcje, które są jednymi z najstarszych form działalności handlowej znanych ludzkości, przeżywają tryumfalny powrót pod postacią aukcji internetowych. Model transakcji oferowany przez aukcje internetowe nazywany jest modelem konsument-konsument (ang. *customer-to-customer*), a jego poprawności i praktycznej użyteczności dowodzi popularność setek internetowych serwisów aukcyjnych, takich jak [www.ebay.com](http://www.ebay.com), [www.ubid.com](http://www.ubid.com), [www.onsale.com](http://www.onsale.com), i wielu innych.

Należy założyć, że uczestnicy aukcji internetowej nie mają do dyspozycji żadnej zaufanej instytucji, która mogłaby posłużyć do uwierzytelnienia i zabezpieczenia transakcji. To założenie jest spełnione w przypadku większości rzeczywistych internetowych serwisów aukcyjnych i w żaden sposób nie zmniejsza ogólności rozważań przedstawionych w artykule. Bez obecności zaufanej instytucji z aukcją

<sup>1</sup> Wydział Informatyki i Zarządzania, Politechnika Poznańska, Piotrowo 2, 60-965 Poznań  
e-mail: [Mikołaj.Morzy@put.poznan.pl](mailto:Mikołaj.Morzy@put.poznan.pl)

<sup>2</sup> Polsko-Japońska Wyższa Szkoła Technik Komputerowych, Koszykowa 86, 02-008 Warszawa  
e-mail: [adamw@pjwstk.edu.pl](mailto:adamw@pjwstk.edu.pl)

internetową związane jest stosunkowo wysokie ryzyko. Potencjalne rodzaje oszustwa obejmują rezygnację z zapłaty za wylicytowany przedmiot, odmowę wysłania kupionego przedmiotu, lub przesłanie przedmiotu o wartości zdecydowanie niższej niż deklarowana w opisie aukcji. Uczestnicy aukcji nie mają pewności co do intencji i zachowania swoich partnerów handlowych. Systemy zarządzania reputacją są jednym z nielicznych mechanizmów, który może zostać użyty w środowisku aukcji internetowych do wspomoczenia uczestników w podejmowaniu decyzji (Resnick *et al.* 2000) oraz do stworzenia zachęty do uczciwego zachowania. Zaufanie i uczciwość przeprowadzenia aukcji są postrzegane przez uczestników jako fundamentalne warunki stworzenia wartościowego rynku transakcji typu konsument-konsument. Co więcej, reputacja sprzedawców (a zatem miara ich uczciwości) ma obserwowalny i statystycznie istotny wpływ na uzyskiwane ceny towarów (Houser *et al.* 2001). Oznacza to, że system zarządzania reputacją musi być wyjątkowo odporny na malwersacje, w przeciwnym przypadku nagrodzi oszustów zwiększeniem wolumenu sprzedaży i zwiększeniem ich zysków.

Systemy zarządzania reputacją wykorzystywane w internetowych serwisach aukcyjnych bazują na komentarzach wystawianych wzajemnie przez uczestników po zakończeniu aukcji. Niestety, charakterystyka komentarzy powoduje, że współcześnie wykorzystywane systemy zarządzania reputacją są mało odporne na manipulację. Typowy system zarządzania reputacją oblicza tzw. pośrednią propagowaną reputację (ang. *indirect propagated reputation*, Mui 2003), która zależy od komentarzy wystawianych przez mało wiarygodne źródła. Komentarze te mogą być błędne, zmanipulowane, lub może ich w ogóle nie być, co często się zdarza w przypadku aukcji internetowych. Specjalnie spreparowane komentarze mogą posłużyć do przeprowadzenia ataków koalicyjnych (Melnik *et al.* 2002) lub ataków typu Sybil (Douceur 2002), których celem jest niezasłużone zwiększenie reputacji oszustów.

Efektywne wykorzystanie systemu zarządzania reputacją w internetowym serwisie aukcyjnym wymaga starannego zaprojektowania algorytmu reputacyjnego. Aktualnie wykorzystywane algorytmy wyznaczania reputacji nie spełniają oczekiwań. W szczególności, algorytmy te wyznaczają reputację wszystkich uczestników w ten sam sposób. W rzeczywistości, kupujący i sprzedawcy biorący udział w aukcjach internetowych są narażeni na zupełnie różne rodzaje i stopnie ryzyka. Sprzedawcy zazwyczaj wymagają zapłaty przed wysłaniem przedmiotu licytacji, więc w niewielkim stopniu ponoszą ryzyko finansowe. Kupujący ryzykują znacznie bardziej, płacąc z wyprzedzeniem, ponieważ nie wiedzą, czy przedmiot zostanie wysłany, lub czy przesłany przedmiot będzie odpowiadał kontraktowi zawartemu w transakcji. Ta dysproporcja w ponoszonym ryzyku powoduje, że jakość systemu zarządzania reputacją może być całkowicie uzależniona od trafności przewidywania wiarygodności sprzedawców. W zasadzie, reputacja kupujących nie ma żadnego znaczenia i może być całkowicie pominięta, ponieważ reputacja klienta nie ma znaczenia przy zawieraniu kontraktu. Zatem, system zarządzania reputacją może skupić się tylko i wyłącznie na wyznaczaniu reputacji sprzedawców. Warto tu zauważyć, że kupujący i sprzedawcy biorący udział w aukcjach internetowych tworzą sieć socjalną, która może być wykorzystana przy wyznaczaniu reputacji.

Badania prowadzone w dziedzinie zarządzania reputacją i zaufaniem zaowoco-

wały ostatnimi czasy sformalizowaniem pojęcia nieufności (ang. *distrust*, Marsh *et al.* 2005). Nieufność nie jest tożsama z brakiem zaufania, należy ją postrzegać raczej jako zaufanie „negatywne”. Nieufność wyrażona przez uczestnika  $u$  względem uczestnika  $v$  odzwierciedla stopień oczekiwania tego, że uczestnik  $v$  zachowa się w sposób godzący w interesy uczestnika  $u$ . W niniejszej pracy zaprezentowano jedną z pierwszych prób wykorzystania pojęcia nieufności do wyznaczania reputacji uczestników aukcji internetowych.

Prezentowany artykuł wnosi do dziedziny dwa osiągnięcia. Po pierwsze, przedstawia nowatorską metodę wyznaczania reputacji sprzedawców na podstawie sieci socjalnej wiążącej kupujących i sprzedawców w aukcjach internetowych. Po drugie, wprowadza metodę umożliwiającą kupującym jednocześnie wykorzystanie zaufania i nieufności, ponieważ równolegle wylicza reputację pozytywną i negatywną sprzedawców. Autorzy dokonali eksperymentalnej ewaluacji prezentowanej metody wykorzystując duży zbiór danych pozyskanych z internetowego serwisu aukcyjnego. Przeprowadzone eksperymenty dowodzą skuteczności zaproponowanej metody.

Artykuł posiada następującą strukturę. W Sekcji 2 dokonano przeglądu innych prac z dziedziny. Sekcja 3 wprowadza podstawowe definicje i pojęcia wykorzystywane w pracy, oraz przedstawia mechanizm transformacji oryginalnej sieci socjalnej do postaci S-grafu. Zbudowany S-graf jest wykorzystywany jako struktura wejściowa dla algorytmu wyznaczania reputacji przedstawionego w Sekcji 4. W Sekcji 5 zostały przedstawione wyniki przeprowadzonych eksperymentów obliczeniowych. Artykuł zamyka Sekcja 6, w której następuje podsumowanie uzyskanych wyników i przedstawienie dalszych kierunków badań.

## 2. Przegląd dziedziny

Większość internetowych serwisów aukcyjnych wykorzystuje system zarządzania reputacją opracowany przez firmę eBay. W systemie tym wiarygodność uczestnika  $u$  jest wyrażona przez różnicę liczby uczestników którzy kiedykolwiek wystawili użytkownikowi  $u$  pozytywny komentarz i liczby uczestników którzy kiedykolwiek wystawili użytkownikowi  $u$  negatywny komentarz. Ten prosty system cierpi na wiele niedociągnięć (Malaga 2001). Komentarze wystawiane przez uczestników są subiektywne i nieporównywalne, brakuje w nich kontekstu transakcji czy kontekstu socjalnego, są też wyjątkowo niesymetryczne. Komentarze neutralne prawie nie występują, zakres komentarzy pozytywnych jest bardzo szeroki, zaś komentarze negatywne pojawiają się tylko i wyłącznie w odpowiedzi na całkowicie nieakceptowalny poziom świadczonych usług. W przypadku transakcji budzących wątpliwości (zła jakość, opóźnienia w dostawie, niezgodność z opisem) uczestnicy często nie decydują się na wystawienie negatywnego komentarza w obawie przed odwetem. Pominięcie wielu komentarzy (w praktyce do 40% wszystkich komentarzy) powoduje daleko idące skutki dla systemu zarządzania reputacją. Metody oznaczania niejawnych, celowo pominiętych komentarzy, oraz ich wpływ na system zarządzania reputacją zostały zbadane przez Morzego i Wierzbickiego (Morzy *et al.* 2006).

W ostatnich latach zaprezentowano wiele nowych rozwiązań, które starają się usunąć przynajmniej niektóre z ograniczeń związanych z systemami bazującymi na

komentarzach. Jako przykład może posłużyć PeerTrust (Xiong *et al.* 2003). PeerTrust to złożony model wykorzystujący wiele parametrów modelujących kontekst komentarzy: satysfakcję, liczbę transakcji, wiarygodność komentarza, kontekst transakcji, czy wreszcie kontekst społeczny. Rozwiązanie zaproponowane przez Chena i Singha (Chen *et al.* 2001) umożliwia eliminację mało wiarygodnych komentarzy i akceptuje dany komentarz, jeśli jest on spójny z większością komentarzy uzyskiwanych przez danego uczestnika. Wiele rozwiązań wskazuje, że zarządzanie reputacją staje się proste i efektywne w obecności zewnętrznej instytucji obdarzonej pełnym zaufaniem przez wszystkich uczestników. Przykładem takiego systemu jest system zaproponowany przez Ba, Whinstona i Zhanga (Ba *et al.* 2003), w którym autorzy postulują wprowadzenie instytucji wyróżnionego sędziego, który miałby możliwość autoryzowania i identyfikowania reputacji sprzedawców. Bardzo ciekawa jest też propozycja Guhy (Guha *et al.* 2004), która umożliwia wyznaczenie poziomu zaufania i nieufności między dowolną parą uczestników na podstawie niewielkiej liczby jawnych komentarzy wystawionych niewielkiej liczbie uczestników. Wreszcie, algorytm szacowania reputacji kupujących i sprzedających przedstawiony przez Morzego (Morzy *et al.* 2005) jest wzorowany na algorytmach oceny ważności dokumentów w sieci WWW.

### 3. Podstawowe definicje

Podstawową wadą wszystkich systemów zarządzania reputacją wykorzystujących komentarze jest fakt, że na reputację danego uczestnika bardzo duży wpływ ma zachowanie innych uczestników, którzy mogą wystawiać nieprawdziwe komentarze. Wpływ ten uwidacznia się najbardziej w przypadku, gdy oszuści tworzą koalicję, której celem jest manipulowanie reputacją wybranego uczestnika. Najczęściej, manipulacja taka polega na wykorzystaniu fałszywych tożsamości w celu dostarczenia pozytywnych komentarzy za aukcje, które nie miały miejsca. Dzięki temu w łatwy sposób można szybko podnieść reputację wybranego uczestnika. Rzadziej zdarzają się sytuacje, w których grupa atakujących celowo próbuje zmniejszyć reputację wybranego uczestnika.

Bezpośrednie odpytywanie może skutkować nadmiernie optymistyczną oceną reputacji (Cialdini, 2000). Wynika to z faktu, że niedoświadczeni uczestnicy często wstrzymują się z wystawieniem negatywnego komentarza z powodu braku doświadczenia lub braku punktu odniesienia, względem którego mogliby ocenić jakość usługi oferowanej przez sprzedawcę. Przykładowo, opinie klientów korzystających z usług sprzedawcy *s* mogą być wypaczone w sposób faworyzujący sprzedawcę *s*. Lepszym rozwiązaniem jest odpytanie innych sprzedawców o to, jaką opinię o sprzedawcy *s* wyrażają ich klienci. W ten sposób ocena reputacji sprzedawcy *s* odbywa się na podstawie opinii takich kupujących, którzy posiadają doświadczenie w przeprowadzaniu transakcji z innymi sprzedawcami, dzięki czemu w swoich opiniach nie będą faworyzować sprzedawcy *s*. Wykorzystywanie komentarzy tylko tych uczestników, których doświadczenie obejmuje więcej niż jednego sprzedawcę, znacząco zmniejsza prawdopodobieństwo uzyskania wypaczonych ocen i komplikuje przeprowadzanie ataków koalicyjnych.

Dany jest zbiór sprzedawców  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ . Sprzedawcy  $s_i$  i  $s_j$  są *połączeni*, jeśli istnieje przynajmniej  $\text{min\_}k$  kupujących, którzy sfinalizowali transakcje zarówno ze sprzedawcą  $s_i$ , jak i sprzedawcą  $s_j$ , przy czym wartość każdej transakcji musiała przekroczyć próg  $\text{min\_}w$ . Dla określonych sprzedawców  $s_i$  i  $s_j$ , zbiór wspólnych kupujących jest oznaczony przez  $K_{ij}$ , a liczność tego zbioru nazywa się *siłą połączenia* i oznacza przez  $l_{ij} = |K_{ij}|$ . *Sąsiedztwo*  $N(s_i)$  (ang. *neighborhood*) sprzedawcy  $s_i$  zawiera wszystkich sprzedawców  $s_j$  połączonych ze sprzedawcą  $s_i$  dla zadanych przez użytkownika wartości progów  $\text{min\_}k$  i  $\text{min\_}w$ . Liczność sąsiedztwa  $N(s_i)$  nazywa się *gęstością* (ang. *density*) sąsiedztwa.

Próg  $\text{min\_}k$  ogranicza analizę tylko do tych sprzedawców, którzy dokonali wystarczającej liczby transakcji. Celem progu  $\text{min\_}w$  jest eliminacja transakcji o małej wartości, ponieważ takie transakcje są bardzo często wykorzystywane w przypadku ataków koalicyjnych. Gęstość można interpretować następująco. Kupujący, który sfinalizował transakcje ze sprzedawcami  $s_i$  oraz  $s_j$ , pośrednio zaświadcza o jakości obu sprzedawców. Sprzedawcy są łączeni poprzez fakt zawierania transakcji z doświadczonymi uczestnikami, przez co komentarze pochodzące od bardzo niedoświadczonych uczestników są w naturalny sposób pomijane w analizie. Fakt połączenia dwóch sprzedawców oznacza, że oferują oni podobny asortyment towarów (np. książki lub płyty z muzyką), lub ich oferta się uzupełnia (np. jeden sprzedawca oferuje rowery, a drugi sprzedawca oferuje akcesoria rowerowe). Rzecz jasna, połączenie między dwoma sprzedawcami może być całkowicie przypadkowe i nie mieć ze sobą żadnego znaczenia, jednak wysoka gęstość sąsiedztwa sprzedawcy  $s$  praktycznie zawsze oznacza, że sprzedawca  $s$  dokonuje wielu sprzedaży. Co więcej, wysoka gęstość sąsiedztwa sprzedawcy  $s$  oznacza, że sprzedawca ten przyciąga wielu doświadczonych kupujących (kupujących, którzy kupują od innych wiarygodnych sprzedawców). W ten sposób gęstość sąsiedztwa zależy zarówno od liczby komentarzy (jak w przypadku tradycyjnych systemów zarządzania reputacją), jak i od jakości uczestników wystawiających komentarze. Intuicyjnie, jeśli sprzedawcy  $s$  i  $r$  są połączeni, współdzielą oni częściowo swoją reputację, a połączenie między nimi może być traktowane jako wyraz wzajemnej afirmacji (Morzy, 2005).

Niech  $G = (S, E)$  będzie grafem skierowanym ze zbiorem wierzchołków  $S$  i zbiorem krawędzi  $E$ . Zbiór  $S$  jest tożsamy ze wspomnianym wcześniej zbiorem sprzedawców. W zbiorze  $E$  między wierzchołkami  $s_i$  i  $s_j$  występuje krawędź wtedy i tylko wtedy, gdy sprzedawcy  $s_i$  i  $s_j$  są połączeni dla zadanych przez użytkownika wartości progów  $\text{min\_}k$  i  $\text{min\_}w$ . Tak skonstruowany graf nazywamy *grafem sprzedawców*, lub S-grafem. Niech  $f_{ij}$  oznacza komentarz wystawiony przez kupującego  $k_i$  sprzedawcy  $s_j$  (dla uproszczenia przyjęto, że dany kupujący może dokonać co najwyżej jednej transakcji z danym sprzedawcą). Każdy komentarz może być „pozytywny”, „neutralny”, „negatywny” lub „brakujący”. Komentarz jest uznawany za „brakujący”, jeśli został celowo pominięty, np. w wyniku transakcji, której wynik trudno uznać za satysfakcjonujący i która nie zasługuje na pochwałę, lecz nie klasyfikuje się jeszcze jako „negatywna”. Z każdym rodzajem komentarza związana jest wartość numeryczna:

$$f_{ij}^+ = \begin{cases} 0.2 & \text{gdy } f_{ij} = \text{"neutralny"} \\ 0.8 & \text{gdy } f_{ij} = \text{"pozytywny"} \\ 0 & \text{w przeciwnym razie} \end{cases}$$

$$f_{ij}^- = \begin{cases} 0.1 & \text{gdy } f_{ij} = \text{"neutralny"} \\ 0.2 & \text{gdy } f_{ij} = \text{"brakujacy"} \\ 0.7 & \text{gdy } f_{ij} = \text{"negatywny"} \\ 0 & \text{w przeciwnym razie} \end{cases}$$

Na podstawie powyższych wartości krawędziom S-grafu nadawane są wagi. Każda krawędź  $e_{ij}$  pomiędzy węzłami  $s_i$  i  $s_j$  posiada dwie wagi reprezentujące ilość informacji „pozytywnej” i „negatywnej” występującej między sprzedawcami  $s_i$  i  $s_j$ . Waga pozytywna dana jest wzorem  $w_{ij}^+ = \sum_{k_n \in K_{ij}} f_{nj}^+$ . Waga pozytywna odzwierciedla pozytywne komentarze wystawione przez kontrahentów  $s_i$  dla sprzedawcy  $s_j$ . Analogicznie, waga negatywna dana jest wzorem  $w_{ij}^- = \sum_{k_n \in K_{ij}} f_{nj}^-$  i odzwierciedla ilość skarg na sprzedawcę  $s_j$  zgłoszonych przez uczestników kupujących od sprzedawcy  $s_i$ . Waga pozytywna jest zdefiniowana tylko i wyłącznie za pomocą jawnych komentarzy, natomiast waga negatywna uwzględnia także komentarze niejawne, czyli komentarze brakujące. Warto zauważyć, że S-graf jest strukturą bardzo odporną na manipulację i oszustwo. Prosty atak koalicyjny, polegający na dostarczeniu pozytywnych komentarzy wybranemu sprzedawcy  $s_i$  przez fikcyjne tożsamości kupujących, jest automatycznie odparty, ponieważ aby głosy tych kupujących miały jakąkolwiek wagę, kupujący musieliby sfinalizować transakcję z innym sprzedawcą (a zatem musieliby ponieść koszty finansowe wygrania aukcji innego sprzedawcy). Taka inwestycja nadal łączyłaby w S-grafie oszusta  $s_i$  z jednym tylko sprzedawcą zewnętrznym, czyli skutkowałaby niską gęstością sąsiedztwa  $N(s_i)$ . Próba spreparowania zbioru sprzedawców powiązanych fikcyjnymi komentarzami kupujących również nie może się powieść, ponieważ prowadzi do utworzenia w S-grafie izolowanej składowej spójności, która stanowi oczywisty symptom oszustwa.

#### 4. Algorytm

W bieżącej sekcji zostaną wprowadzone dwie miary reputacji sprzedawców: pozytywny ranking sprzedawców i negatywny ranking sprzedawców. Mimo, że obie miary mogą zostać scalone, autorzy wierzą, że miary te są fundamentalnie niezależne. Przykładowo, bardzo duża liczba zawieranych transakcji może zwiększać zaufanie do sprzedawcy, a jednocześnie, obniżająca się jakość świadczonych usług (wynikająca np. z niemożności obsłużenia zwiększonego strumienia klientów) może zwiększać nieufność względem sprzedawcy. W S-grafie pozytywny i negatywny ranking wyraża „pozytywny” i „negatywny” ładunek każdego węzła. Ładunek ten może zostać wyznaczony za pomocą mechanizmu losowego spaceru (ang. *random walk*). Intuicyjnie, wykorzystanie paradygmatu losowego spaceru w S-grafie jest następujące. Każda krawędź  $e_{ij}$  w S-grafie reprezentuje ocenę usług świadczonych przez sprzedawcę  $s_j$ , dokonaną przez kupujących uwierzytelnionych przez sprzedawcę  $s_i$ . Pozytywna waga  $w_{ij}^+$  reprezentuje zaufanie deklarowane (pośrednio) przez sprzedawcę  $s_i$  do sprzedawcy  $s_j$ . Negatywna waga  $w_{ij}^-$  reprezentuje nieufność wyrażaną

przez sprzedawcę  $s_i$  względem sprzedawcy  $s_j$ . Wykorzystanie paradygmatu losowego spaceru umożliwia przekształcenie tych binarnych relacji zaufania i nieufności w globalny widok, przypisujący każdemu sprzedawcy dwie miary reputacji.

Aby zrozumieć działanie algorytmu należy wyobrazić sobie agenta, który wykorzystuje sieć socjalną wiążącą uczestników aukcji internetowych do znalezienia najbardziej wiarygodnego sprzedawcy przez proste śledzenie łączy między aukcjami. Załóżmy, że oryginalna sieć powiązań między kupującymi i sprzedawcami została już przetransformowana do postaci S-grafu. Agent losowo wybiera sprzedawcę  $s_i$  jako punkt początkowy spaceru. Następnie, w każdej iteracji agent losuje krawędź  $e_{ij}$  wzdłuż której podąży, przy czym prawdopodobieństwo wylosowania krawędzi  $e_{ij}$  jest wprost proporcjonalne do pozytywnej wagi krawędzi  $w_{ij}^+$ . W celu uniknięcia klastrów i klik występujących w S-grafie, co pewien czas, agent losowo przeskakuje do innego węzła  $s_k$  i rozpoczyna spacer od nowa. Niech  $n = |S|$  będzie liczbą węzłów w S-grafie. Niech  $\beta$  oznacza prawdopodobieństwo kontynuowania spaceru wzdłuż wylosowanej krawędzi (w przeciwieństwie do losowego skoku do innego węzła). Uśredniając po wystarczającej liczbie iteracji, prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że w dowolnym momencie agent znajduje się w węźle  $s_i$  jest dane wzorem:

$$P(s_i) = \frac{(1 - \beta)}{n} + \beta \sum_{s_j \in N(s_i)} \frac{P(s_j) * w_{ij}^+}{\sum_{s_k \in N(s_j)} w_{jk}^+} \quad (1)$$

Algorytm zaprezentowany w niniejszej pracy jest z kolei wzorowany na algorytmie PageRank (Page *et al.* 1998). Podobnie do algorytmu PageRank, metoda przedstawiona w tej pracy dokonuje losowego spaceru w sieci wyznaczonej przez S-graf i wylicza stacjonarny rozkład łańcucha Markowa wynikającego z macierzy przejść. W przeciwieństwie do oryginalnego grafu wykorzystywanego przez algorytm PageRank, wszystkie krawędzie S-grafu są skierowane i zwrotne. W rezultacie, S-graf nie zawiera ślepych węzłów (to jest węzłów, z których nie można się wydostać podążając za jakąkolwiek krawędzią) i nie wymaga dynamicznej modyfikacji struktury<sup>3</sup>. Bazowy ranking sprzedawcy  $s_i$  jest zdefiniowany jako prawdopodobieństwo tego, że losowy spacer agenta w S-grafie skończy się w węźle  $s_i$ . Ponieważ Równanie 1 jest rekurencyjne, musi być wyliczane iteracyjnie aż do uzyskania zbieżności. Bazowy ranking jest wektorem właściwym macierzy przejść  $M^+$ , zdefiniowanej jako:

$$M^+ = (1 - \beta) * \begin{bmatrix} 1 \\ n \end{bmatrix}_{n \times n} + \beta A^+, \text{ gdzie } A_{ji}^+ = \begin{cases} \frac{w_{ij}^+}{\sum_{s_k \in N(s_j)} w_{jk}^+} & \text{gdy } e_{ij} \in E \\ 0 & \text{gdy } e_{ij} \notin E \end{cases} \quad (2)$$

<sup>3</sup> W algorytmie PageRank węzły nie posiadające krawędzi wychodzących są modyfikowane przez sztuczne dodanie do nich krawędzi prowadzących do wszystkich pozostałych węzłów grafu, w celu równej redystrybucji rankingu „tonącego” w ślepych zaułku.

Niech  $x^t$  oznacza wektor rankingów bazowych wszystkich sprzedawców w iteracji  $t$ , i niech  $x_i^t$  oznacza ranking bazowy sprzedawcy  $s_i$  w iteracji  $t$ . Początkowo,  $x_i^0 = 1$ , czyli wszystkie rankingi bazowe mają wartość 1. Jedna iteracja Równania 1 odpowiada wyliczeniu  $x^{t+1} = M^+x^t = (M^+)^t x^0$ , i po wystarczającej liczbie iteracji  $x^T$  jest zbieżne do wektora własnego macierzy przejść  $M^+$ , czyli otrzymujemy  $x^{T+1} = x^T$ . Sekwencja  $X = x^0, x^1, \dots, x^t$  jest łańcuchem Markowa. Łańcuch Markowa jest zbieżny do unikalnej stacjonarnej granicy dla dowolnego rozkładu początkowego, jeśli jest nieredukowalny i aperiodyczny. Ponieważ macierz przejść  $M^+$  pozwala na losowe przejście z dowolnego węzła do dowolnego innego węzła, więc łańcuch Markowa jest bez wątpienia nieredukowalny, tzn. znajdujący się pod spodem S-graf ma jedną składową spójności. Niech  $p_{ii}^n$  oznacza prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że losowy spacer rozpoczęty w węźle  $s_i$  powróci do tego węzła po  $n$  iteracjach. Łańcuch Markowa jest aperiodyczny, jeśli istnieje taki węzeł  $s_i$ , że największy wspólny podzielnik  $\gcd\{n \geq 1 : p_{ii}^n > 0\} > 1$ . Łańcuch Markowa  $X$  jest aperiodyczny, ponieważ macierz przejść  $M^+$  nie zawiera regularnych cykli.

Po uzyskaniu zbieżności wartości liczbowe rankingów bazowych są bardzo niewielkie. Aby miara pozwalała na sensowne porównywanie rankingów sprzedawców, wprowadzamy dyskretyzację rankingów bazowych i definiujemy ostateczną miarę *pozytywnego rankingów sprzedawcy*  $s_i$  jako

$$SR^+(s_i) = \left\lceil \log_2 \left( \frac{P(s_i)}{\min_{s_j \in S} \{P(s_j)\}} \right) \right\rceil \quad (3)$$

Pozytywny ranking sprzedawcy dokonuje projekcji bazowego rankingów sprzedawcy na niewielką, dyskretną domenę numeryczną (w przeprowadzonych eksperymentach  $Dom(SR^+) = \{1, 2, \dots, 12\}$ ). Wybór funkcji skalującej jest całkowicie dowolny i nie ma żadnego specjalnego powodu, dla którego należy wykorzystywać funkcję logarytmiczną, równie dobrze można dokonać skalowania liniowego. Skalowanie powinno zostać wykonane ze względów praktycznych, aby udostępnić uczestnikom aukcji zrozumiałą i prostą w użyciu miarę reputacji sprzedawcy.

Obliczenie reputacji negatywnej sprzedawcy przebiega w każdym kroku identycznie do procesu wyznaczania reputacji pozytywnej, z jedną tylko różnicą. Zamiast wykorzystywać wagę pozytywną krawędzi S-grafu  $w_{ij}^+$ , losowy spacer wybiera krawędzie z prawdopodobieństwem proporcjonalnym do ich wag negatywnych  $w_{ij}^-$ . Uśredniając po wystarczającej liczbie iteracji, prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że w dowolnej chwili losowy spacer w S-grafie wizytuje wierzchołek  $s_i$  dane jest równaniem:

$$P'(s_i) = \frac{(1-\beta)}{n} + \beta \sum_{s_j \in N(s_i)} \frac{P'(s_j) * w_{ij}^-}{\sum_{s_k \in N(s_j)} w_{jk}^-} \quad (4)$$



Ponownie, w celu wyliczenia powyższego równania rekurencyjnego, należy wyliczyć wektor własny macierzy przejść  $M^-$  zdefiniowanej jako:

$$M^- = (1 - \beta) * \begin{bmatrix} 1 \\ n \end{bmatrix}_{n \times n} + \beta A^-, \text{ gdzie } A_{ji}^- = \begin{cases} \frac{w_{ij}^-}{\sum_{s_k \in N(s_j)} w_{jk}^-} & \text{gdy } e_{ij} \in E \\ 0 & \text{gdy } e_{ij} \notin E \end{cases} \quad (5)$$

Własności macierzy przejść  $M^-$  są identyczne do własności macierzy przejść  $M^+$  zdefiniowanej Równaniem 2. Na tej podstawie wnioskujemy, że, analogicznie do macierzy  $M^+$ , łańcuch Markowa zdefiniowany na podstawie macierzy przejść  $M^-$  posiada dokładnie jeden rozkład stacjonarny dla dowolnego rozkładu początkowego. Bazowe rankingi sprzedawców uzyskane po osiągnięciu zbieżności wektora własnego macierzy przejść  $M^-$  mają bardzo niskie wartości liczbowe, więc ponownie następuje ich przeskalowanie, aby uzyskać końcowy *negatywny ranking sprzedawców*, zdefiniowany jako:

$$SR^-(s_i) = \left[ \log_2 \left( \frac{P'(s_i)}{\min_{s_j \in S} \{P'(s_j)\}} \right) \right] \quad (6)$$

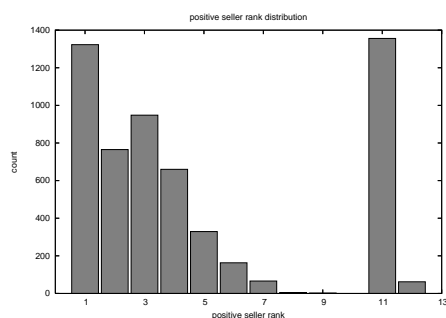
## 5. Eksperymenty

Dane na potrzeby eksperymentów zostały pozyskane z wiodącego polskiego serwisu aukcji internetowych, [www.allegro.pl](http://www.allegro.pl). Zbiór danych zawiera informacje o 440 000 uczestnikach, 400 000 aukcjach oraz 1 400 000 ofertach. Liczba uczestników jest większa niż liczba aukcji, ponieważ dla każdego uczestnika odnotowano najwyższą ofertę danego uczestnika, niezależnie od tego, czy była to oferta wygrywająca. Stąd, zbiór danych wejściowych zawiera także informacje o uczestnikach, którzy nigdy nie wygrali żadnej aukcji. Aukcje zostały wybrane z ciągłego okresu obejmującego sześć miesięcy.

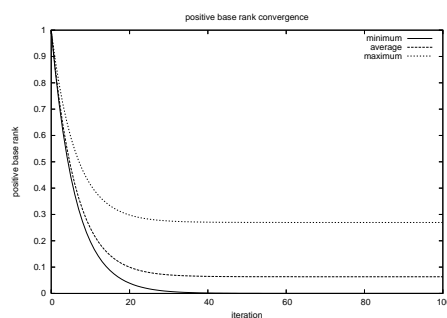
Parametry służące do konstrukcji S-grafu zostały ustalone w następujący sposób. Próg  $min\_k$  ustalono na wartość 1, a próg  $min\_w$  ustalono na 45 złotych. Próg  $min\_w$  powoduje odrzucenie około 5% sprzedawców, którzy nie oferują przedmiotów o większej wartości. W połączeniu z progiem  $min\_k$ , nieco ponad 40% sprzedawców nie jest uwzględnianych przy konstrukcji S-grafu i automatycznie uzyskują oni najniższą reputację pozytywną i negatywną. Rysunek 1 pokazuje rozkład wartości pozytywnego rankingu sprzedawców. Interesujący jest fakt, że losowy spacer nie ogranicza najwyższych wartości pozytywnego rankingu sprzedawców tylko do sprzedawców o największej gęstości w S-grafie. W analizowanym zbiorze danych najwyższą gęstością charakteryzuje się 14% sprzedawców, podczas gdy najwyższe wartości pozytywnego rankingu sprzedawców obejmują prawie 25% sprzedawców. Oznacza to, że istnieją sprzedawcy o mniejszej gęstości, których pozycja w sieci socjalnej powoduje promocję do najwyższych przedziałów pozytywnego rankingu. Najwyższa wartość pozytywnego rankingu sprzedawców,  $SR^+ = 12$ , obejmuje nieco

ponad 1% sprzedawców. Ten wynik jest szczególnie zachęcający, ponieważ sugeruje, że opracowana miara reputacji nie jest prostą funkcją wolumenu sprzedaży.

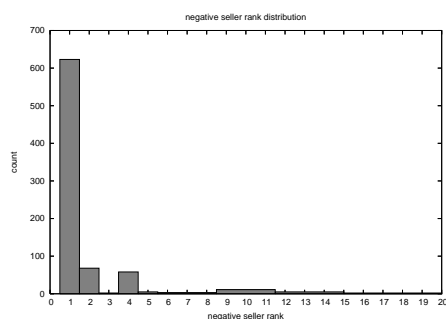
Rysunek 2 przedstawia zbieżność średniego pozytywnego rankingi sprzedawców w ramach kolejnych iteracji algorytmu. W tym eksperymencie początkowe rankingi wszystkich sprzedawców zostały zainicjalizowane tą samą wartością,  $x_i^0 = 1$ . Jak można zauważyć, pozytywne rankingi bazowe szybko osiągają zbieżność i stacjonarny rozkład łańcucha Markowa  $X = x^0, x^1, \dots, x^t$  zostaje znaleziony po 40 iteracjach.



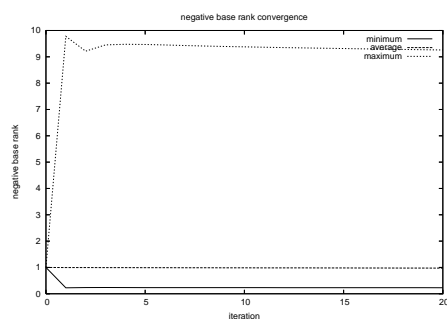
Rysunek 1. Rozkład pozytywnego rankingi sprzedawców



Rysunek 2. Zbieżność pozytywnych rankingi bazowych sprzedawców



Rysunek 3. Rozkład negatywnego rankingi



Rysunek 4. Zbieżność negatywnych rankingi bazowych sprzedawców

Analiza cech miary reputacji negatywnej jest przedstawiona na Rysunkach 3 i 4. Eksperymenty te przeprowadzono na S-grafie zbudowanym w oparciu o wartości parametrów  $min\_k = 20$  i  $min\_w = 0$  zł. Rysunek 3 pokazuje rozkład negatywnego rankingi sprzedawców. Jak można się było spodziewać, ogromna większość sprzedawców ma najmniejszą wartość reputacji negatywnej. Jednakże, począwszy od wartości  $SR^- = 4$ , zaproponowana miara reputacji identyfikuje tych sprzedawców, których jakość obsługi jest co najmniej wątpliwa. Odkrycie tych sprzedawców staje się możliwe dopiero po uwzględnieniu niejawnych, brakujących komentarzy.

Wynika to przede wszystkim z bardzo niewielkiej liczby jawnych komentarzy negatywnych w systemie. Uwzględnienie celowo opuszczonych komentarzy pozwala jednak na identyfikację tych sprzedawców, których wiele transakcji nie kończy się wystawieniem komentarza. Rysunek 4 przedstawia zbieżność negatywnych rankingów bazowych podczas pierwszych dwudziestu iteracji. Jak łatwo zauważyć, wektor własny macierzy przejść  $M^-$  osiąga zbieżność bardzo szybko.

## 6. Podsumowanie

W niniejszej pracy wprowadzono nową miarę oceny reputacji sprzedawców w aukcjach internetowych. Miara wykorzystuje sieć socjalną wiążącą kupujących i sprzedawców i dokonuje eksploracji topologii tej sieci w celu odkrycia wiedzy o rzeczywistej reputacji sprzedawców. Wszystkie obliczenia są dokonywane na przetransformowanej postaci sieci, zwanej S-grafem. Głównym celem transformacji jest wykorzystanie zarówno jawnych, jak i niejawnych informacji ukrytych w komentarzach uczestników aukcji, agregacja informacji, oraz uniknięcie wielu niebezpieczeństw związanych z bezpośrednim wykorzystaniem informacji pochodzących z mało wiarygodnych źródeł. Stacjonarne rozkłady bazowych rankingów uzyskane na podstawie macierzy przejść konstruowanych w oparciu o S-graf pozwalają wyznaczyć zarówno pozytywną, jak i negatywną reputację sprzedawców. Wyznaczona reputacja pozytywna stanowi miarę zaufania pokładanego w sprzedawcy. Z drugiej strony, reputacja negatywna stanowi miarę nieufności związanej ze sprzedawcą i może poddawać w wątpliwość jakość świadczonych usług. Należy zwrócić uwagę, że rozwiązanie zaprezentowane w pracy stanowi pierwszą próbę praktycznego wykorzystania pojęcia nieufności w zarządzaniu reputacją uczestników aukcji internetowych. Głównymi zaletami zaprezentowanego rozwiązania są: odporność na manipulację i oszustwo, odporność na ataki koalicyjne, oraz praktyczna użyteczność.

## Literatura

- BA, S. and WHINSTON, A. B. and ZHANG, H. (2003) Building trust in online auction markets through an economic incentive mechanism. *Decision Support Systems* **35**.
- CHEN, M. and SINGH, J. P. (2001) Computing and using reputations for internet ratings. *3rd ACM Conference on Electronic Commerce EC'01*.
- CIALDINI, R. B. (2000) Influence: Science and Practice. *Allyn & Bacon*.
- DOUCEUR, J. (2002) The Sybil Attack. *1st International Workshop on Peer-to-Peer Systems IPTPS'02*.
- GUHA, R., KUMAR, R. and RAGHAVAN, P. and TOMKINS, A. (2004) Propagation of trust and distrust. *13th Int. Conf. on World Wide Web WWW'04*.
- HOUSER, D. and WOODERS, J. (2001) Reputation in auctions: Theory and evidence from eBay. *Technical Report, University of Arizona*

- MALAGA, R. A. (2001) Web-based reputation management systems: Problems and suggested solutions. *Electronic Commerce Research* **1**(4).
- MARSH, S. and DIBBEN, M. (2005) Trust, Untrust, Distrust and Mistrust – An Exploration of the Dark(er) Side. *3rd International Conference iTrust'05*.
- MELNIK, M. I. and ALM, J. (2002) Does a Seller's eCommerce Reputation Matter? Evidence from eBay Auctions. *Journal of Industrial Economics* **3**.
- MORZY, M. (2005) Density-based measure of reputation of sellers in online auctions. *9th 1st ADBIS Workshop on Data Mining and Knowledge Discovery ADMKD'05*.
- MORZY, M. and WOJCIECHOWSKI, M. and ZAKRZEWICZ, M. (2005) Intelligent reputation assessment for participants of web-based customer-to-customer auctions. *3rd International Atlantic Web Intelligence Conference AWIC'05*.
- MORZY, M. and WIERZBICKI, A. (2006) The Sound of Silence: Mining Implicit Feedbacks to Compute Reputation. *2nd International Workshop on Internet and Network Economics WINE'06*.
- MUI, L. (2003) Computational models of trust and reputation: Agents, evolutionary games, and social networks. *Technical Report, MIT*
- PAGE, L. and BRIN, S. and MOTWANI, R. and WINOGRAD, T. (1998) The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to The Web. *Stanford Digital Library Technologies Project, Technical Report of Stanford University*.
- RESNICK, P., ZECKHAUSER, R., FRIEDMAN, E. and KUWABARA, K. (2000) Reputation Systems. *Communications of the ACM* **43**(12).
- XIONG, L. and LING, L. (2003) A reputation-based trust model for peer-to-peer ecommerce communities. *4th ACM Conf. on Electronic Commerce EC'03*.

## Mining Online Auction Social Networks for Positive and Negative Reputation of Sellers

Online auctions are quickly becoming one of the leading branches of e-commerce. Unfortunately, online auctions attract many fraudsters who undermine customers' trust in the service. Reliable reputation systems are crucial for guaranteeing fairness of trade and satisfaction of participants. Currently used reputation systems offer little protection from malevolent contractors. In this paper we present a new method for mining the reputation of sellers in online auctions. We devise two independent measures that assess reliability and questionability of sellers in parallel, leading to the concept of positive and negative reputation. To compute these measures we construct an S-graph which reflects the social linkage between sellers and buyers. We use both explicit and implicit feedbacks provided by auction participants, carefully identifying missing feedbacks that have been purposefully left out. Experimental evaluation of our proposal proves the feasibility and usefulness of the presented approach.