

Karmaşık Ağlarda Güvenilir Referans Sistemi için Dinamik Puanlama Yöntemi

Samet Esen¹

Beykent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
İstanbul, Türkiye
sametesen86@gmail.com

Ediz Şaykol

Beykent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
İstanbul, Türkiye
ediz.saykol@beykent.edu.tr

Öz - Günümüz internet kullanıcılarının en sık ve yoğun olarak giriş sağladığı internet siteleri, sosyal ağ siteleridir. Sadece sosyalleşmek için değil, bilgi edinme veya kariyer gelişimi için de bu siteler tercih edilmektedir. Sosyal ağlarda kullanıcıların birbirleri ile etkileşimleri karmaşık ağlar üzerine kurulmuştur. Kullanıcılar, takip ettikleri kişi ya da kurumlar ile istedikleri gibi iletişime geçmekte veya çeşitli paylaşımlarda bulunabilmektedirler. Ayrıca kullanıcılar, kariyerlerine de bu muazzam uzayda yön verebilir duruma gelmişlerdir. Doğal olarak kurumlar da ihtiyaçları dahilindeki kişilere bu ağlar üzerinden kolayca ulaşabilir duruma gelmişlerdir. Ancak kurumlar, hala yeni bir çalışana kabul etmeden önce güvenilir olduklarını düşündükleri kişilerden referans kontrolü yapmak durumundadır. İnsanları sanal ortamda ifade edebilecek, diğer tüm kullanıcılar tarafından da kabul görmüş bir öz değer kavramının oluşması, bu zorunluluğu ortadan kaldıracaktır. Bu çalışma kapsamında önerilen yöntem ile, referans verme/olma temeline dayanan sosyal bir ağda dinamik puanlama yapılmasını sağlayacak bir kompleks ağ algoritması sunulmuştur. Bu yöntem basit bir veri seti üzerinde gösterilerek çalışma prensipleri örneklendirilmiştir.

Anahtar sözcükler: Sosyal Ağ, Karmaşık Ağlar, Kariyer Ağları, Profesyonel Grup Etkileşimi

Abstract - The most frequently and intensely accessed internet sites of today's internet users are social networking sites. These sites are preferred not only for socialization, but also for information or career development. In social networks, the interaction of users with each other is based on complex networks. Users may communicate with each other or with the institutions they follow, or they may be found in various communities. In addition, users have been able to direct their careers to this enormous space. Naturally, institutions have come to be able to easily reach the people included in their needs through these networks. However, institutions still have to make a reference check on the people they think are trustworthy before accepting a new employee. The emergence of a concept of self-worth which can be expressed in the virtual environment by people and accepted by all other users, can eliminate this necessity. In this study, a complex network algorithm is proposed to provide dynamic scoring in a social network based on reference / existence. This method is illustrated on a simple set and the working principle is exemplified.

Keywords: Social Networks, Complex Networks, Career Networks, Professional Group Interaction

¹ Bu çalışma yazarın Beykent Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans tezi kapsamında yapılmıştır.

I. GİRİŞ

İnternet kullanımının da artmasıyla özellikle son 10 yıldır sosyal ağlar insan hayatının vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Kullanıcılar sosyal platformlar üzerinden kendileri ile ilgili istedikleri her türlü bilgiyi paylaşır hale gelmişlerdir. Bu bilgiler arasında kişilerin demografik bilgileri, eğitim bilgileri, iş bilgileri vb. türde bilgileri düşünebiliriz. Ancak hala, paylaşılan bu bilgilerin, kişinin sahip olduğu yetkinliklerin düzeyini belirleyebilecek bir sistem mevcut değildir [2, 12]. Günümüzde LinkedIn üzerinde yetkinlik paylaşma ve puanlama sistemi bulunmaktadır ancak, bu sistemde dahi, kişinin ilgili yetkinlikte ne derece uzman olduğunu belirleyebilecek bir yapı mevcut değildir.

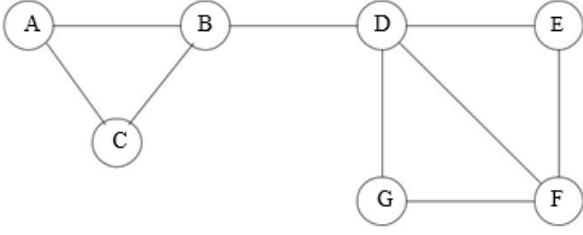
Mevcut sistemlerde kişiye oy veren diğer kullanıcıların ilgili yetkinlik ile ilgili bilgi düzeyi hesaba katılmaksızın puanlama yapılmaktadır, doğal olarak ortaya çıkan sonuç gerçeği çok yansıtmamaktadır. Y yetkinliğe sahip A profesörü ve B öğrencisi için; A kişinin 5 uzman oyu ve B öğrencisinin 50 karışık oyu varsa bu öğrencinin Y yetkinliğinde çok daha uzman ya da bilgili olduğu anlamı çıkarılabilmektedir. Fakat bu sonuç oldukça yanıltıcıdır; aslında A profesörüne verilen 5 oy, alanında uzman başka profesörler tarafından verilmiştir ve bu kişinin ilgili yetkinlikte uzman olduğu kesindir.

Kişilerin uzmanlık seviyelerini gösterebilecekleri birer baz değerleri olması ve sistemin bu değerleri baz olarak verilen oyları adil dağıtabilmesi önemli bir durumdur. Sistemin güvenilirliğini etkileyebilecek bir ayrıntıdır [14].

Ağ kavramı kelime anlamı olarak "birçok nokta ile bunlar arasındaki bağlantılarla gösterilebilen bir dizgeye ilişkin yapı" olarak tanımlanmaktadır [7]. Sosyal bir ağ ise, düğümler olarak adlandırılan bireylerden veya elemanlardan oluşan ve bu düğümleri kendi aralarındaki çeşitli ilişki ve etkileşimlere bağlı olarak birbirine bağlayan bir yapı olarak tanımlanabilir [8].

Sosyal ağlar, yapısındaki dinamizm gereği zaman içinde değişen sosyal kavramlar arasındaki sınırlı ikili ilişki kümelerini içeren sosyal yapılarıdır [5]. Sosyal ağlar; bireyler, gruplar, organizasyonlar ve toplumlar olmak üzere kavram kümelerinden oluşmakta ve bu birimler düğüm (node) olarak isimlendirilmektedir. Bu kavramlar arasında olan ilişkiler ise bağ (tie) ya da kenarlar (edge) ile ifade edilmektedir [6].

Sosyal ağlar doğal olarak graflar olarak modellenir ve biz buna sosyal grafik olarak değinilir [11]. Sosyal bir ağ hakkında, "topluluklar", yani düğümlerin alt gruplarını (ağı oluşturan insanlar veya diğer varlıklar) olağandışı güçlü bağlantılarla nasıl tanımlanacağı önemli bir sorundur [9].



Şekil 1: Küçük bir sosyal ağ örneği [9].

Bir sosyal ağın en temel özellikleri şunlardır:

- Ağı oluşturan kavramlar olmalı. Örneğin insanlar, kurumlar vb.
- Bu ağdaki kavramlar arasında en az bir bağ olmalıdır.
- Rassallık ya da yeryüzünün rastlantısal olmadığı varsayımı vardır. Formülize edilmesi en zor kavram budur. Örneğin bir A işletmesi hem B hem de C kişisiyle ilgileniyorsa, B ve C kişilerinin birbirleriyle olan ilişkileri ortalamaya göre daha güçlü olabilir [9].

Sosyal bir ağın temel özelliklerinde de bahsettiğimiz gibi; rastlantısal hiçbir şeyin olmadığı varsayımıyla, birbirleriyle ilişkisi olan kavram ya da kişilerin, karmaşık bir ağ üzerinde birbirlerine dokundukları noktaların değerinin, diğer kavram ya da kişiler ile olan değerinden farklı olması gerekliliği aşikardır.

Ayrıca sosyal ağ kavramının gün geçtikçe arttığı günümüzde, kullanım arttıkça, insanların istekleri de şekillenecektir. Kullanıcılar merak ettikleri bir konu veya bir yetkinlik üzerinde, hem kendilerinin hem de diğer kullanıcıların bilgi seviyelerini görmek isteyeceklerdir.

Kariyer amaçlı sosyal ağ kavramı ile bilgi amaçlı sosyal ağ kavramının birleştirilmesi ve bu sürecin dengeli ölçüm yöntemleri ile yürütülmesi bu çalışmayı oluşturan temel kavramdır. Güvenilir bir referans sistemi oluşması, sosyal ağların kariyer maksatlı kullanımını arttıracaktır [10].

Bu çalışma ile referans verme temeline dayanan sosyal bir ağda dinamik puanlama yapılmasını sağlayacak bir karmaşık ağ algoritması tasarlanmıştır. Bu, kişilerin uzmanlık alanlarına göre birbirleri ile ilişkiler kurabilmelerine ve konu merkezli etkileşimde bulunmalarına da araç olacaktır.

Makale içinde bu çalışmada kullanılan yöntemler detaylı bir şekilde irdelenmiştir. Örnek veri kümesi üzerinde uygulanan test sonuçlarına değinilmiştir. Ağdaki olası usulsüz ve kötüye kullanım ile haksız referans elde etme konusuna

getirilen öneriden bahsedilmiştir. Son olarak konu ile ilgili kaynaklar ve referanslar sunulmuştur.

II. KULLANILAN YÖNTEMLER

A. Google Pagerank Algoritması

Pagerank algoritmaları genel kapsamındaki makaleler ve diğer kaynaklar konuda temel teşkil etmektedir. Pagerank algoritması, birbirine referans veren web sayfalarının önem ve kalite derecelerini belirlemek amacıyla yaygın kullanılan algoritmadır.

$$PR(P) = \frac{1-d}{N} + d \left[\frac{PR(P_i)}{O_i} \right]$$

Şekil 2: Google pagerank algoritması [13]

Pagerank algoritmalarının ihtiyaca göre modifikasyonları, alana özel sıralama ve sosyal ağlara yönelik çalışmalarda yaygın görülmektedir. Genellikle standart algoritmanın çok fazla link verenlerin dezavantajlı duruma düşürmesi gibi bazı sorunlarının uygulama alanında mevcut olmaması nedeniyle, konu duyarlı pagerank algoritmalarında bazı modifikasyonlar yapılmaktadır.

B. Tarjan Algoritması

Özellikle usulsüz kullanım ya da şişirme olarak adlandırılan yapay referanslama hareketlerinin önüne geçilmesi sistemin önemli gereksinimlerinden biridir. Birbirlerine puan vererek kapalı bir devre oluşturan 2,3,4,...,n kullanıcının puanlarının zincirleme reaksiyon ile yükselmesine izin vermeyen bir sistem planlanmalıdır. Bu amaçla çizge algoritmalarında bilinen gelişmiş tekniklerden uygun olanları kullanılacaktır.

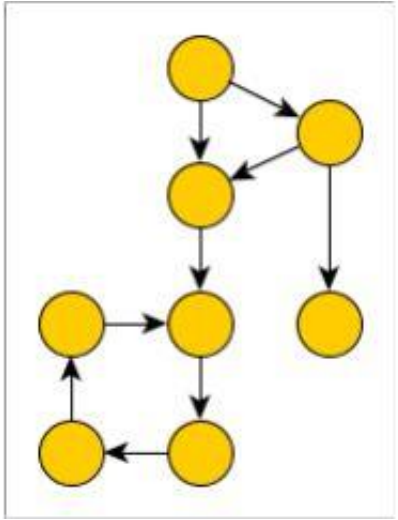
Çalışma kapsamında birbiri ile çok fazla yetkinlik oyu verenlerin gruplarının bulunabilmesi için sıkı bağlı çizge bileşenleri (Strongly Connected Components) kullanılmasının uygun olduğu değerlendirilmektedir [16]. Bu amaçla kullanılan algoritmalar arasında en popüler, hızlı olan ve anlaşılır olan Tarjan algoritması yaygın kullanılmaktadır.

Tarjan'ın algoritması, grafiğin teorisinde, grafiğin kuvvetle bağlı bileşenlerini bulmak için kullanılan bir algoritmadır. Kosaraju'nun algoritması ve yol tabanlı güçlü bileşen algoritması da dahil olmak üzere alternatif yöntemler için zamanı eşleştiren doğrusal zaman içinde çalışır. Tarjan Algoritması ismi, keşfedicisi Robert Tarjan tarafından seçilmiştir [1]. Aynı zamanda Tarjan'ın algoritması topolojik sıralama da yapar [3].

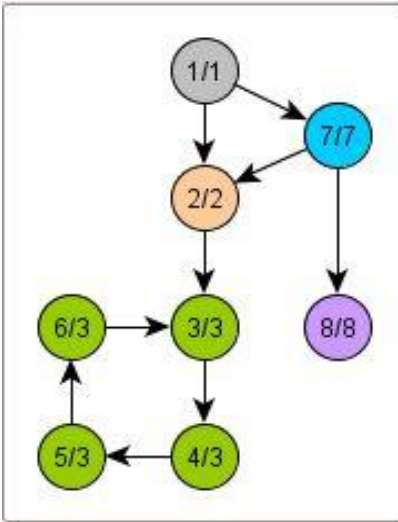
Tarjan algoritması yönlendirilmiş çizelgede kuvvetli bağlı grupları bulmak için kullanılan bir yöntemdir. Kuvvetli bağlı grup herhangi iki köşe arasında en az bir yönlü yol bulunan maksimum sayıda köşeye sahip gruptur. Tarjan algoritmasının tanımı Derin Öncelikli Arama (DÖA)'yı temel

almaktadır. Köşeler DÖA yöntemine göre gezilir ve sıralanır. L köşesi, V köşesinden ulaşılabilen en düşük sıra numaralı köşedir. Aynı temsilciye sahip köşeler aynı kuvvetli bağlı gruba yerleştirilir. Temsili olarak işaretlenen aynı ağlar, aynı kuvvetli bağlı gruplar olarak yerleştirilir [4]. Tarjan algoritması değiştirilmiş bir DÖA algoritmasıdır. Bu yüzden karmaşıklığı $O(|V| + |E|)$ 'dir.

Aşağıdaki örnekte, Şekil 4'te kişileri ve verilen oyları göstermektedir. Şekil 5'te de Tarjan algoritması uygulanarak bulunan kuvvetli bağlı elemanlar aynı renkte belirtilmektedir.



Şekil 4. Kişiler ve oylar



Şekil 5. Kuvvetli bağlı elemanlar

Şekil 4'teki örnek data setimize Tarjan algoritmasını uygulayarak iki adet kuvvetli bağlı kişiler grubu bulunmuştur. Bu gruplar; 6/3-3/3 ve 5/3-4/3 kişilerinden oluşan gruplardır. Tasarladığımız sistemde önce anormalliklerin bulunabilmesi için Tarjan algoritması çalıştırılıp anormallikler en başta bertaraf ediliyor. Daha sonra ise puan hesaplama işlemi uygulanıyor.

```

function STRONGCONNECT(vertex u)
    num ← num + 1                                ▷ increment num
    order(u) ← num                                ▷ set order(u) to smallest unused number
    link(u) ← order(u)                            ▷ least order(v) accessible is u itself
    push u on S
    for all neighbors v of u do
        if order(v) is undefined then            ▷ v has not been visited
            STRONGCONNECT(v)
            link(u) ← min(link(u), link(v))
        else if v is on stack S then             ▷ v is in current component
            link(u) ← min(link(u), order(v))
    if link(u) = order(u) then                    ▷ u is root of component, create SCC
        create new strongly connected component
        repeat
            v ← top of S
            add v to strongly connected component
            pop top from S
        until u = v
function TARJAN(G(V, E))
    num ← 0
    initialize new empty stack S
    for all vertices v ∈ V do
        if order(v) is undefined then            ▷ v has not been visited
            STRONGCONNECT(v)
    
```

Şekil 6 : Tarjan algoritması kaba kodu [16].

C. Sosyal Ağlarda Merkezîyet (Centrality)

Sosyal ağlar konusunda yapılan çalışmaların bir bölümü Çizge (Graph) algoritmaları içerir. Bu algoritmaların birçoğu temel çizge algoritmalarını uyarlanması ya da doğrudan uygulanmasıdır. Çizge üzerinde dolaşma algoritmaları, bu algoritmaların zaman karmaşıklığı konularının incelendiği görülmektedir. Çizge algoritmalarında döngülerin bulunması, bu döngülerin etiketlenmesi, iki düğüm arasındaki bağın kuvvetinin tespiti, etki analizi, geleneksel klik problemi gibi problemlerin sosyal ağlar kapsamında ve sıralama problemleri kapsamında literatürde incelendiği görülmektedir. [15]

Çizgelerden yola çıkarak sosyal ağlarda "centrality" ölçümleri, etki bırakan kişilerin tespiti çalışmaları incelenmiştir. Bu çalışmalarda çizge bağlarının ağırlıkları belirli noktalarda düğüm ve çekim (gravity) oluşturabilmektedir. Bu durumda o noktadaki kişilerin etkileyici ya da usta pozisyonda olduğu sonucu çıkarılmaktadır. Bunun akabinde sosyal ağların formal analizi çalışmaları göze çarpmaktadır. Bu kapsamda temel işlemler arasında uzaklık, döngü, çizgede yürüme, çizgede düğüm erişilebilirlik, düğüm kümeleme, düğüm grup yapıları, yoğunluk hesapları ele alınmaktadır. Kategorik değerler kullanıldığında özdeğer ve yakınlık algoritmaları çizgeler üzerinde yine işlenebilmektedir.

Bu çalışmada diğer sosyal ağlarda olmayan referans veren kişiye göre ve onun yetkinliklerine göre ağırlıklandırma yapılmıştır. Buradaki puanlama etkisi, puanlayan kişinin yetkinliğine ve sistem içindeki aktivitesinin miktarı ve türüne göre değişim gösterecektir. Kullanıcının işveren, tecrübeli bir personel, konu ile ilgili çalışmış bir akademisyen olması durumlarında puanlama gücü farklı olacaktır. Buna çalışma kapsamında "kullanıcı özdeğeri" adı verilmiştir ve çalışmaya özgün bir hesaplama yöntemi ile elde edilmesi planlanmıştır. Yetkinlikler hakkında bilgi ve deneyim sahibi kişilerin puan

etkisi fazla olacağından kişilerin sahip olduğunu belirttikleri onay almış yetkinlik değerleri daha tutarlı ve güvenilir olacaktır.

III. KARMAŞIK AĞ YAPISI

A. Örnek Veri Seti

Örnek veri setini oluşturmak için 1000 kullanıcı oluşturulmuş ve 1000*1000'lik bir matris kullanılmıştır. 48 adet yetkinlik sisteme eklenmiş ve 11 adet yetkinlik grubu oluşturulmuştur. 1000 kişi %10'luk hata payı bırakarak 100'er setler haline bölünmüştür. Her bir 100'lük set için 1 yetkinlik grubuna dahil olan yetkinliklerden çeşitli yetkinlikler atanmıştır.

Örneğin; Yetkinlik: Futbol, Tenis, Basketbol, Yüzme
Yetkinlik Grup: Spor

Bu kullanıcıların %70'i 10-20 kişiye referans, %30'u 20-30 kişiye referans olmuşlardır.

Kişilerin birbirine olan bağlantı tipleri de; İş Arkadaşı, Yönetici, Akademisyen ve Arkadaş olarak tanımlanmıştır.

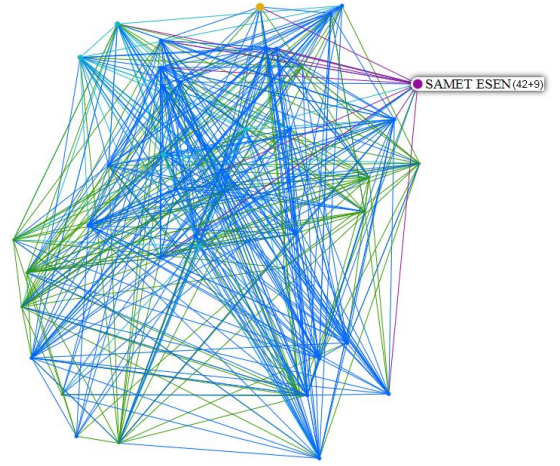
Oylama işleminde oluşturulan 100 kişilik kümeler arasında rasgele oylama yapılmıştır. Bu sayede hatalı kayıt girilmemesi hedeflenmiştir.

Oylama ile ilgili tüm veriler veri tabanında oluşturulan tablolara kayıt edilmektedir. Bu veriler tabloda kodlar ve değerler şeklinde tutulurlar. Tablo 1 de bu verilen örneği görülebilir.

	UserSkillVoteID	VoterID	RatedID	SkillID	VoteDate	ConnectionTypeID	Vote
1	114543	902	962	19	2014-09-17 14:45:38.507	1	1
2	114609	902	962	20	2014-09-17 14:46:12.170	1	1
3	114669	903	962	25	2014-09-17 14:46:43.403	1	1
4	114875	903	962	28	2014-09-17 14:48:29.063	1	1
5	114891	903	962	10	2014-09-17 14:48:37.323	1	1
6	115048	905	962	6	2014-09-17 14:49:59.517	1	1
7	115072	905	962	28	2014-09-17 14:50:11.947	1	1
8	115096	905	962	40	2014-09-17 14:50:24.343	1	1
9	115164	905	962	20	2014-09-17 14:50:59.570	1	1
10	115180	905	962	42	2014-09-17 14:51:07.883	1	1
11	115358	907	962	7	2014-09-17 14:52:41.677	1	1
12	115371	907	962	27	2014-09-17 14:52:48.430	1	1
13	115488	909	962	36	2014-09-17 14:53:51.477	1	1
14	115510	909	962	34	2014-09-17 14:54:03.067	1	1

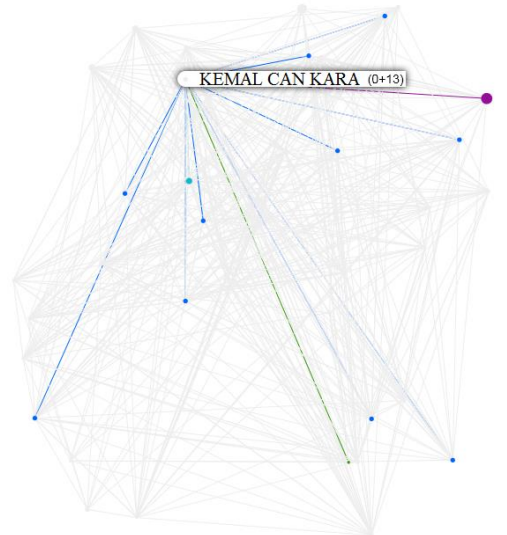
Tablo 1. Oyların veri tabanı tablosundaki kayıt satırları

Sayısal veriler şeklinde tutulan bu değerler ancak görsel bir şekilde sembolize edildiğinde anlam kazanırlar. Oluşturulan ağ kullanıcılar arasında oy verme/alma eylemi sonucu meydana geldiği için en iyi görselleştirme yöntemi bu bağlantıları ve kişileri gösteren dinamik bir ağ grafiği olacaktır. Şekil 7'de MVC yetkinliği için kişiler ve aralarındaki bağlantıyı gösteren grafik verilmiştir.



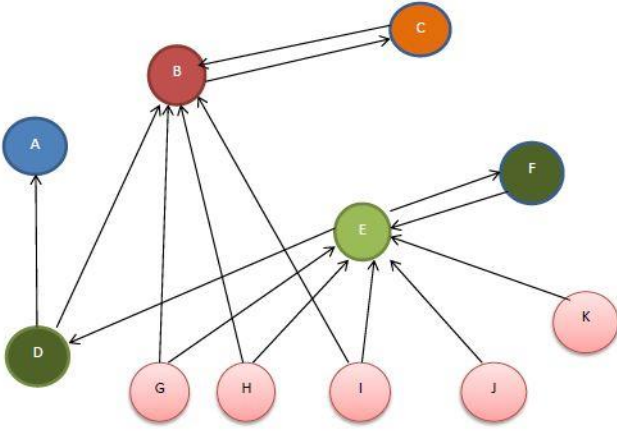
Şekil 7: MVC yetkinliği için temas noktaları (vertex) ve bağlantılar.

Bu sistem üzerinde temas noktaları kişileri göstermektedir. Tarayıcı üzerinde çalışan bu uygulama sayesinde belirli bir kişi seçilerek sadece bu kişinin bağlantılarından oluşan grafik görüntülenebilir. Şekil 8 de "Kemal Can Kara" kişisi için bağlantılar ve bu kişinin baz puanı ile aldığı oyların sayısı gösterilmiştir.



Şekil 8. Kişye referans olmuş kişileri ve temel oy bilgilerini içerir.

Yukarıda tanımlanan bileşenleri içeren ve hedeflenen yapının temsili Şekil 9'daki biçimde verilmektedir. Her düğüm kullanıcıyı, kullanıcılar arasındaki arkadaşlık/yetkinlik aktivitesi bağlantıyı oluşturmaktadır.



Şekil 9: Örnek Veri Kümesi Parçası. A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K kişileri oluşturulmuş ve bir yetkinlikte ilgili oy vermeleri sağlanmıştır.

id	label	AldigiOySayisi	point	baseValue	totalPoint
1001	A	1	5,369	0	5,369
1002	B	7	28,998666666666...	0	28,998666666666...
1003	C	1	9,0999999999999...	0	9,0999999999999...
1004	D	1	4,1253333333333...	0	4,1253333333333...
1005	E	6	30,242333333333...	0	30,242333333333...
1006	F	1	4,1253333333333...	0	4,1253333333333...
1007	G	0	1,638	0	1,638
1008	H	0	1,638	0	1,638
1009	I	0	1,638	0	1,638
1010	J	0	1,638	0	1,638
1011	K	1	4,1253333333333...	0	4,1253333333333...

Tablo 3. Data Set Puan Hesaplama Sonucu-2

B. Karmaşık Ağdaki Referans Değerlerinin Hesaplanması

Matematikte, **power iteration** yöntemi bir eigenvalue problemdir. Verilen bir A matrisine algoritma λ değerini (eigenvalue) ve sıfır olmayan v vektörünü (eigenvector) üretir. Burada geleneksel eigenvalue probleminde $Av = \lambda v$ eşitliği geçerlidir. Power iteration algoritması basit bir algoritmadır. Matris çözümüyle yapılmaz dolayısı ile spars matrislerde kolaylıkla kullanılabilir. Sosyal ağ matrislerine dolayısı ile uygundur.

Öte yandan tek bir değer bulması ve yavaş yakınsaması sorunları arasında gösterilmektedir.

Power Iteration metodunda ise, bir kişinin aldığı oy değeri, oy veren kişinin puanının verdiği oy sayısı kadar bölünerek hesaplanır. Her bir kişi (X) için aşağıdaki formül uygulanarak puan hesaplama işlemi gerçekleştirilir.

İlk aşamada oylama başlamadan önce kişilere ortak puan ataması yapılır. ($100/11=9.1$).

$$PR(x) = \frac{1 - \tau}{y} + \tau \sum_{y \rightarrow x} \frac{PR(y)}{out(y)}$$

Puan hesaplama işlemi yapılırken yine pagerank algoritmasından yararlanılarak belirlenen katsayılarla puanlar çarpılır.

`double` kendiKatsayisi = 0.18;
`double` digerlerininKatsayisi = 0.82;

Örneğin, B kişinin puanı:

$$PB(B) = 0.18 * 9.1 + 0.82 * [PR(C) + \frac{1}{3}PR(E) + \frac{1}{2}PR(D) + \frac{1}{2}PR(F) + \frac{1}{2}PR(G) + \frac{1}{2}PR(H) + \frac{1}{2}PR(I)] \approx 29$$

C. Matematiksel Model

Puanlama sistemi, diğer kullanıcıların vermiş oldukları yetkinlik puanları ve kendi yapmış oldukları aktivitelerin ve sistem yöneticisi tarafından belirlenen, meslek grubu ile ilişkiden kazanılan puanların birleşiminden oluşmaktadır. Daha etkin bir sıralama ve ilişki analizi yapılabilmesi amacıyla tasarlanan sistemde eldeki veriler tek bir nihai yetkinliğe çevrilmeden önce vektör olarak işlemlere sokulmakta, bu sayede farklı yaklaşımlarla parametrelerde oynamak sureti ile yetkinliğin doğru hesaplanması ve sıralama yapılabilmesi sağlanmaktadır. Toplam n adet kullanıcının olduğu bir sistemde i indeksi ile belirtilen i numaralı kullanıcının yetkinlik öz değeri birden çok bileşen içeren bir vektör olarak W_i ile gösterildiği takdirde aşağıdaki şekilde genel ifade yazılabilir.

$$W_i(R_i, L_i, P_i, M_i)$$

Burada vektör bileşenleri ise;

R_i : i numaralı kullanıcının kendine gelen referanslardan elde etmiş olduğu özdeğer olarak tanımlanır.

L_i : i numaralı kullanıcının sistem içinde eklemiş olduğu anlamlı linklerin sayısı olarak tanımlanır.

P_i : Kullanıcının sistemdeki genel aktivitesi dolayısıyla almış olduğu puandır.

M_i : Sistem yönetimi tarafından kullanıcı kaydı ve kategorizasyonu sonucunda meslek grubu ve özgeçmiş bilgilerine bakılarak verilen puandır.

Sıralama amacı ile bu yetkinlik vektörünün skalar bir değere dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu amaçla r , l , p ve m katsayıları vektörel bileşenleri tek bir skalar değere dönüştürmede kullanılmaktadır.

Dolayısı ile nihai skalar indeks değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$W_i = x_i * (rR_i + lL_i + pP_i + mM_i)$$

Yukarıdaki formülde r , l , p ve m katsayılar tüm sistem için sabit olarak belirlenmiş ve parametre türlerine

sistem yöneticisi tarafından atanan ve göreceli önemi belirten katsayılarıdır. X_i katsayısı ise (0.0-1.0 aralığında) sistemde suistimal ve ağırlık tesbiti algoritmalarının vermiş olduğu kişinin öz değer ağırlık validasyon katsayısıdır.

Problemlili olduğu sezgisel, kural tabanlı ya da algoritma ile tespit edilen kullanıcıların skalar yetkinlik değerinin kalibrasyonu ya da gerekirse etki dışına alınması amacıyla kullanılmaktadır. Default değeri 1.0 olarak belirlenir. Pagerank algoritması yürütüldüğü sırada her iterasyonda kolon değerinin normalize edilmesi amacıyla her iterasyonda W_i değerleri $W(W_1, W_2, W_3, \dots, W_n)$ toplam vektörünün uzunluğu $|W|$ değerine bölünerek kolon toplamının 1 olması sağlanır. Kullanıcılar, bu değere göre sıralanırlar ve her bir yetkinlik için en yüksek R değerine sahip olan kullanıcı en yetkin olarak belirlenmiş olur.

IV. SONUÇ

Sosyal ağlar insan hayatının vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir ve paylaşılan kişisel bilgilerin, kişinin sahip olduğu yetkinliklerin düzeyini belirleyebilecek bir literatürde sistem mevcut değildir. Mevcut sistemlerde kişiye oy veren diğer kullanıcıların ilgili yetkinlik ile ilgili bilgi düzeyi hesaba katılmaksızın puanlama yapılmaktadır. Kişilerin uzmanlık seviyelerini gösterebilecekleri birer baz değerleri olması ve sistemin bu değerleri baz alarak verilen oyları adil dağıtabilmesi önemli bir durumdur

Bu çalışma kapsamında önerilen yöntem ile, referans verme/olma temeline dayanan sosyal bir ağda dinamik puanlama yapılmasını sağlayacak bir kompleks ağ algoritması sunulmuştur. Bu yöntem basit bir very seti üzerinde gösterilerek çalışma prensipleri örneklendirilmiştir.

KAYNAKÇA

[1] Tarjan R.E. (1972), "Depth-first search and linear graph algorithms", SIAM Journal on Computing, s: 146-160

- [2] Gupta P., Goel A., Lin J., Sharma A., Wang D., Zadeh R., (2013), "WTF: The Who to Follow Service at Twitter", Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web, s: 505-514, Rio de Janeiro, Brazil,
- [3] Knuth, "The Stanford GraphBase", s: 512-519.
- [4] Harrison, Knuth. "Twenty Questions for Donald Knuth"
- [5] Fienberg S.E., Meyer M. M., Wasserman S., (1985), "Statistical Analysis of Multiple Socio-metric Relations", Journal of the American Statistical Association 80, s:51-67
- [6] Katz N, Lazer D., Arrow H., ve Contractor N., (2004), "Network Theory and Small Groups", Small Group Research, vol: 35, no:3, s: 307-332.
- [7] Köksal, A., "Bilişim Terimleri Sözlüğü", Türk Dil Kurumu Yayınları, 1981, s:126.
- [8] Boy O., "Sosyal ağlarda topluluk yapılarının analizi", Yüksek Lisans Tezi, İnönü Üniversitesi, 2012
- [9] Leskovec J., Rajaraman A., Ullman J.D., "Mining of Massive Datasets" (2. baskı), Cambridge University Press, Stanford University California, 2014, s:343-345
- [10] Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi www.e-sosder.com ISSN:1304-0278 Bahar-2007 C.6 S.20 (229-245)
- [11] Wikipedia, "Sociogram", <https://en.wikipedia.org/wiki/Sociogram>, 20.03.2017
- [12] Skeels M.M., (2009), "When Social Networks Cross Boundaries: A Case Study of Workplace Use of Facebook and LinkedIn"
- [13] Wikipedia, "PageRank", <https://en.wikipedia.org/wiki/PageRank>, 04.04.2017
- [14] A Global Study, "İş Pazarı Bünyesinde Arz ve Talebin Eşleşmesinde Sosyal Medya Kullanımı İş Aryanların Türkiye'deki Algısı", Adecco Group, Türkiye, 2014
- [15] Seker S.E., "Çizge Teorisi (Graph Theory)", İstanbul Medeniyet Üniversitesi, 2015
- [16] Hsiang S., "Strongly Connected Components (Tarjan's Algorithm)", 2015,s:1-5.