

AKÜ FEMÜBİD 18 (2018) 017101 (701-709)

AKU J. Sci. Eng. 18 (2018) 017101 (701-709)

DOI: 10.5578/fmbd.66945

## Etki Enbüyükleme Problemi için Ajan-bazlı Modelleme Yaklaşımı

**Dilek Günneç<sup>1</sup>**<sup>1</sup>Özyeğin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, İstanbul.  
e-posta: dilek.gunnec@ozyegin.edu.tr

Geliş Tarihi: 19.06.2017 ; Kabul Tarihi:05.07.2018

**Anahtar kelimeler**

Hedefli pazarlama;  
Sosyal ağlar; Küçük-  
dünya; Etki  
enbüyükleme; Ajan-  
bazlı modelleme,  
Netlogo;

**Özet**

Pazara yeni girecek bir ürünün öncelikli olarak kullanımına sunulacağı kişilerin (hedef kümenin) belirlenmesi pazar payı tahmini yapmak için önemli, ancak çözülmesi zor bir problemdir. Bu makalede, bu problem için ajan-bazlı modelleme ile bir simülasyon çalışması geliştirilmiştir. Hedef kümeye seçilmiş kişilerin sosyal ağ üzerindeki önemi, ikna becerileri, diğerlerinin yeni ürün adaptasyonu gibi karakteristik özelliklerin ve hedef küme büyüklüğünün ürünün yayılması üzerindeki etkileri incelenmektedir. Bu özelliklere bağlı 12 farklı senaryo için çözümler değerlendirilmiştir.

## An Agent-based Modeling Approach for the Influence Maximization Problem

**Keywords**

Targeted marketing;  
Social networks; Small-  
world; Influence  
maximization; Agent-  
based modeling;  
Netlogo;

**Abstract**

Identifying first users (target set) of a new product entering a market is critical in forecasting the market share, but also it is a hard-to-solve problem. In this paper, we develop an agent-based modeling approach as a simulation method. We study characteristic features of the target set, such as their importance over the social network and persuasion skills, together with the size of the set and the new product adoption of the rest of the network, to understand their effects on product spread. We evaluate solutions of 12 scenarios with numerical experiments based on these characteristics.

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

### 1. Giriş

İnsanların bir ürün almadan önce kendi çevrelerine (referans grubu) danışarak fikir almaları ve kararlarını bu fikirlerden etkilenecek şekilde vermeleri oldukça eski bir davranış biçimidir (Bourne 1957). İnternet kullanımının yaygınlaşmasıyla birlikte referans grubuyla fikir paylaşımı daha kolay ve hızlı hale gelmiştir. Bir ürünün (bilginin, fikrin, inovasyonun, vb.) hızlı bir şekilde, insanların birbirlerine duyurmasıyla yayılması durumuna viral etki denir. Son dönemde şirketler bu viral etkiden faydalanmak için kulaktan kulağa yayılma durumuna farklı yöntemlerle müdahale etmektedirler. Bu müdahale birçok zor birleşimsel (combinatorial) optimizasyon problemleri doğurur.

Viral pazarlama literatürde genel olarak iki farklı yaklaşımla çalışılmıştır. Bunlardan biri pazarlama diğeri ise mühendislik ve bilgisayar bilimleri

yaklaşımlarıdır. İlk grup daha çok yayılımın karakteristik özellikleri ile ilgilenir ve müşteri odaklıdır. Diğer taraftan mühendislik yaklaşımı ağ üzerindeki düğüm sayısı, düğümlerin bağlanma şekilleri, kritik düğümlerin belirlenmesi gibi ağın yapısal özellikleriyle ilgilenir. İki tür yaklaşımda da yayılma her zaman en az iki tip kişi üzerinden anlatılır; biri yeni ürünlerden haberdar olan ve diğerlerini etkileyebilecek olan kişiler, diğeri ise bu ilk grubun ürünü kullanmasından sonra onlardan etkilenecek kullanmaya başlayacak olan kişilerdir. İki yaklaşımda da etkili kişilerin bulunması kritik önem taşır ve zor bir problem olarak değerlendirilir (Guille et. al. 2013, Rabade et. al. 2014).

Pazarlama alanında, viral ya da hedefli pazarlama uzun bir süredir dikkate alınmaktadır. Daha önce kendi kendine var olan bu yayılma türü, müşterilerle ilgili önemli büyüklükte veri elde edilebilmesiyle, kontrollü bir şekilde

uygulanabilmektedir. Ayrıca, kulaktan kulağa yapılan tanıtımın daha samimi bulunduğu ve alışlagelmiş reklamlardan daha etkili olduğu ortaya konmuştur (Jurvetson 2000). Bu konuda oldukça fazla deneysel çalışma yapılmıştır (Van den Bulte ve Joshi 2007, Van den Bulte ve Stremersch 2004, Phelps *et. al.* 2005). Bu çalışmalarda kişilerin kişilik özelliklerinin ve sosyal motivasyonlarının önemi incelenmiş ve yayılmayı etkileyen faktörler ortaya konulmaya çalışılmıştır.

Mühendislik ve bilgisayar bilimleri alanlarında ise, özellikle Richardson ve Domingos (2001) çalışmasında k-etki-enbüyükleme (k-max-influence) probleminin tanımlanmasıyla birlikte bu konuda yeni bir alan açılmıştır. Çalışma, “eğer bir grup insan bir ürünü kullanmaya ikna edilebiliyorsa, ve amaç giderek büyüyen bir kullanıcı kitlesi yaratmaksa, hangi kişiler hedeflenmelidir” sorusunu öne sürmüştür. Dolayısıyla, hedefli pazarlamada ilk olarak bir grup insan ürüne bedelsiz sahip olur. Bu maliyetli bir yaklaşım olarak görülse de, uzun vadede daha fazla getiri sağlayan bir seçenektir. Bu amaçla çalışmada her müşterinin ağ değeri (network value) belirlenmiştir. Kempe ve ark. (2003) makalelerinde aynı algoritmik problemi bir optimizasyon problemi olarak modellemiş ve zor olan bu problem için açgözlü sezgisel yaklaşım ile en iyi sonuca %63 yakınlık garantisi vermişlerdir. Bunu takip eden birçok çalışma bu problemin ve türevlerinin etkin ve hızlı bir şekilde çözülmesi için kesin (Güney 2017, Wu ve Küçükayvaz 2017) ve sezgisel yaklaşımlar geliştirmişlerdir (Leskovec *et. al.* 2007, Chen *et. al.* 2009, Ohsaka *et. al.* 2014, Tang *et. al.* 2015, Kempe *et. al.* 2015, Galhotra *et. al.* 2016). Bu alan hala oldukça aktif bir araştırma alanıdır.

Etki yayılımı için literatürde sık kullanılan iki modelleme çeşidi vardır; Lineer Eşik (Linear Threshold) ve Bağımsız Çağlayan (Independent Cascade) modelleri (Granovetter 1978, Goldenberg *et. al.* 2001). Bu iki yöntem de verilen bir ağ üzerinde aktif olmayan (ürüne sahip olmayan) düğümlerin zaman içinde komşularının aktiflik durumlarını göz önüne alarak aktif hale geçmeye veya geçmemeye karar vermesini modeller. İki

modelde de kişiler arası ilişki lokal düzeydedir, yani kişiler yalnızca komşuları ile iletişim kurarlar. Lineer eşik yaklaşımında etkilenme aktif komşu sayısı ile ilişkilidir.  $t$  zaman diliminde,  $i$  düğümünün aktif komşu sayısının tüm komşu sayısına oranı önceden belirlenen bir eşik değerinden ( $0 < b_i < 1$ ) fazlaysa o düğüm de bir sonraki,  $t+1$ , zaman diliminde aktif hale gelir. Çağlayan modelinde ise  $t$  zaman diliminde ilk kez aktif olan bir düğümün,  $j$ , her bir komşusunu etkilemek için yalnızca bir hakkı vardır. Bu etkileme  $p_j$  ihtimalle gerçekleşir. Bu çalışmada etki yayılması her iki model altında incelenmiştir.

Bu iki alan dışında viral reklamların yayılmasını inceleyen komplike sistemler (complex systems) yaklaşımları da vardır ancak bu alandaki çalışmalar oldukça sınırlıdır. Garcia (2005) makalesinde ajan-bazlı modelleme ile inovasyon ve ürün geliştirme konularından bahsetmiş ve olası uygulama alanlarının altını çizmiştir. Goldenberg ve ark. (2001) makalelerinde rassal hücresel özdevinir (cellular automata) metodu kullanarak ürün kullanımının yayılma hızını etkileyen ağ üzerindeki güçlü ve zayıf bağlantıları incelemişlerdir. Daha yakın zamanda Beheshti ve ark. (2017) obezitenin yayılmasını inceleyen çalışmalarında ajan-bazlı modelleme yaklaşımı kullanmışlardır.

Bu çalışmanın amacı, pazara girmek üzere olan bir ürünün stratejik olarak hangi ilk kullanıcılarla tanıtımının yapılması kararına destek olabilecek politikaları belirleyebilmek ve karar mekanizmasını kolaylaştırmaktır. Bu karar sosyal ağ dikkate alınarak ve ajan-bazlı modelleme tekniği kullanılarak verilecektir. Bu makalede ayrıca bu politikaların pazarda mevcut rakip bir ürünün olup olmaması durumunda değişiklik gösterip göstermediği de incelenmiştir. Bu çalışmada literatürden farklı olarak k-etki-enbüyükleme problemi için bildiğimiz kadarıyla ilk kez rakip bir ürün kullanımı mevcutken ajan-bazlı bir model geliştirilmiş ve düğüm ağ özelliklerinin yayılmaya etkisi incelenmiştir.

## 2. Materyal ve Metot

### 2.1. Problem Tanımı

Etki enbüyüklemesi, verilen bir ağ üzerinde, bir ürünün en fazla kişi tarafından kullanılmasını sağlayacak ilk kullanıcıları seçme problemidir. (Pazarlama alanında bu şekilde yayılan bir ürünken, daha genel olarak bu bir fikir, haber, inovasyon ya da sağlık sistemleri alanında salgın hastalık (ve onun yayılımının en küçüklenmesi) olabilir.) Bu çalışma, daha belirgin olarak, ürünün yayılmasını sağlayacak hedef kümenin özelliklerini dikkate alır. Hedef kümesindeki kişiler ürüne bedelsiz şekilde (promosyon olarak) sahip olacak olan ve çevrelerini pozitif şekilde etkilemesi beklenen kişilerdir. Bu çalışmada, bu kişilerin ağ üzerindeki bir grup özelliklerinin hedef küme için belirleyici bir özellik olup olmadığı incelenmektedir.

Bu problem iki ana farklı durumda incelenir. İlkinde, pazarda bu ürüne benzer bir ürün yoktur. Dolayısıyla sosyal ağdaki kişiler bu ürün ya da benzer hiçbir ürün kullanmamaktadırlar. İkinci durumda ise pazar hem ürün kullanmayan hem de rakip firmanın benzer ürününü kullanan kişilerden oluşmaktadır. Çalışmada iki tip etki yayılma modeli de dikkate alınmıştır. Hedef kişilerin seçiminde düğüm ağ özelliklerinin önemini test etmek için dört farklı seçim yöntemi kullanılmıştır. Bu bağlamda iki ortamı ve iki yayılma modelini ele alacak dört model geliştirilmiştir.

Model 1: Rakip bulunmayan Eşik modeli

Model 2: Rakip bulunmayan Çağlayan modeli

Model 3: Rakip bulunan Eşik modeli

Model 4: Rakip bulunan Çağlayan modeli

### 2.2 Ajan-bazlı modelleme detayları

Ajan-bazlı modelleme (ABM) özellikle çok sayıda bireyin ve lokal ilişkinin, çok uzun süre boyunca takip edilmesinin gerektiği durumlarda kullanılması avantajlı olan bir simülasyon modellemesidir. ABM modellerinde önemli yapıtaşları ajanlar ve alabilecekleri aksiyonlardır. Ajanlar aksiyon alırken birbirleri ve çevreleri ile etkileşirler. ABM birey bazında simülasyona izin verirken bireylerin mikro düzeyde aldıkları aksiyonlar, makro düzeyde basit olmayan (öngörülme) toplu yapılanmalara

neden olur. Bu yapılanma ajanların mikro düzeyde alacakları yeni aksiyonları etkiler ve bir döngü oluşur. ABM yaklaşımı makro düzeydeki örüntüleri mikro düzeydeki aksiyonlarla bu döngüyü yapılandırarak açıklamaya çalışır.

Bu çalışmada ajanlar pazardaki insanlardan oluşmaktadır. Problemin başında pazar büyüklüğü (kişi sayısı) belirlenir. Bu kişiler pazarda birbirlerine küçük-dünya komşuluk ilişkileriyle bağlanırlar. Bu bağlantılar sonucunda sosyal ağ oluşturulmuş olur. Model içerisinde yalnızca arasında bağlantı bulunan düğümler etkileşebilirler. Sıfıncı zamanda pazarda kimse ürün sahibi değildir. Hedef kümenin belirlenmesiyle birlikte önce bu kişiler aktif hale getirilir ve yayılma başlar. Eşik modelinde düğümler arası etkileşim aktif komşu sayısının tüm komşu sayısına oranına göre gerçekleşirken, çağlayan modelinde her iki komşu arasında belirli bir ihtimal oranıyla gerçekleşir. Bu etkileşimler sonucunda komşusu aktif olan her ajan bir sonraki zaman diliminde aktif hale gelmeye (ürünü almaya) ya da gelmemeye (ürünü almamaya) karar vermiş olur. Her yeni kullanıcı komşularını etkilemeye adaydır ve dolayısıyla bir sonraki zaman diliminde de yeni kullanıcılar ortaya çıkabilir. Bu yayılım T zamanında daha fazla yeni kullanıcı çıkmayana kadar devam eder.

Simülasyon girdi ve çıktıları şu şekildedir.

*Girdiler:* Pazar ve hedef kümenin büyüklüğü, ürün sahibi olanlar ve olmayanlar için eşik değerleri dağılımı, ürün kullanmayan komşuyu etkileme ihtimali dağılımı, rakip ürünü kullanan komşuyu etkileme ihtimali dağılımı.

*Çıktılar:* Pazar payının (ürün sahibi kişi sayısının toplam kişi sayısına oranının) zaman içerisindeki değişimi.

ABM modellerinde probleme özel simülasyon kodu yazılırken, simülasyonda kullanılacak olan girdiler için de kontrol sürgüleri yaratılır. Bu çalışmada ilk sürgü pazardaki kişi sayısını, ikinci sürgü ise hedef kümenin büyüklüğünü seçecek şekilde yaratılmıştır. Pazardaki rakip ürünü kullanan kişi sayısı üçüncü kontrol sürgüsüyle belirlenir. Pazarda rakip bulunmayan 1. ve 2. modellerde bu değer sıfır

olarak seçilir. Eşik modellemede dördüncü sürgü kullanılacak olan eşik değeri dağılımının ortalama değerini gösterir. Eşik değeri kişinin ürünü almaya karar vermesi için toplam komşu sayısının yüzde kaçının aktif hale gelmesi gerektiğini gösterecektir. Eğer gerçekleşen oran bu yüzdeden büyükse kişi ürünü almaya karar verir ve aktif hale gelir. Örneğin, bu değer sıfırken ürün yayılmasını başlatan en az bir kişi varsa, tüm pazar ürünü kullanır hale gelir. Çağlayan modellemede dördüncü ve beşinci sürgüler hedef kümenin ikna etme olasılıklarını belirleyen dağılımın ortalama değerini gösterir. Kişiler ürüne sahip oldukları ilk zaman diliminde, bu parametre değerleri kullanılarak simule edilmiş ihtimallerle, komşularını ikna edebilirler.

Rakip ürünü kullananlar mevcutken, 3. ve 4. modellerde, bu kişilerin eşik değerleri için ek kontrol sürgülerine ihtiyaç vardır. Rakip ürünü kullananlar için eşik değeri iki şekilde belirlenmiştir. Eğer rakip ürün pazarda yaygınsa rakipten kullanıcı almanın ürün kullanmayan kişileri kullanıcı yapmaktan daha zor olacağı varsayılmıştır, çünkü çok yaygın olan bir üründen vazgeçip pazara yeni giren bir ürünü seçmenin daha az olası olduğu düşünülür. Fakat, eğer rakip ürün yaygın değilse, ürüne sahip olmanın belirli bir aşinalık getireceği düşünülerek, rakip ürünü kullananların yeni ürünü (ürün kullanmayanlara göre) daha kolay kabul edecekleri varsayılmıştır. Çağlayan modelinde ikna etme olasılıkları benzer varsayımlar sonucunda belirlenmiştir.

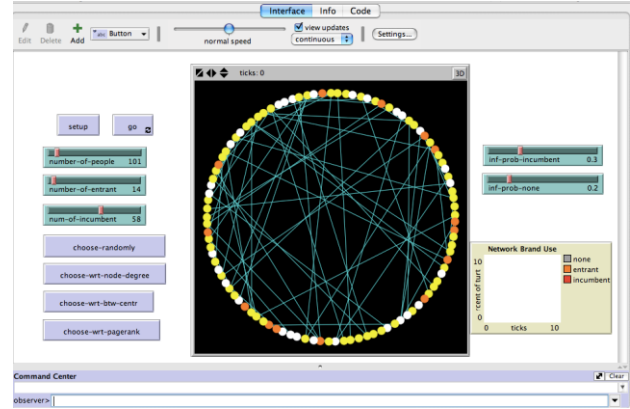
ABM’de sayısal çıktılar model üzerinde ve grafik olarak ifade edilir. Bu çalışmada gözlemlenmek istediğimiz toplam kullanıcı oranının zaman içinde değişimidir.

### 3. Bulgular ve Tartışma

Bu bölümde, önerdiğimiz modeller türetilmiş senaryolara Netlogo yazılımı kullanarak uygulanmıştır (Şekil 1).

Deneysel sonuçlar hedef kümesi seçiminde küme büyüklüğünün, seçim yönteminin, eşik değerlerinin

ve pazar yapısının önemli olduğu farklı durumları ortaya koymaktadır.



Şekil 1. NetLogo ajan-bazlı bir programlama dili ve tümleşik modelleme ortamıdır (Wilensky 1999).

### 3.1. Veri simülasyonu

**Sosyal ağ yapısı:** Pazar simülasyonu için gerekli olan sosyal ağ, Watts and Strogatz modeli (1998) kullanılarak geliştirilmiştir. Bu model hem küçük-dünya modeli özelliklerini taşıması, hem de kümelenmeye (clustering) izin veren bir model olması nedeniyle sosyal ağ simülasyonunda sık kullanılan bir modeldir. Model birbirine bağlı halka örgü (lattice) düzeninde düğümlerden oluşur. Sırasıyla tüm bağlantılar önce koparılır, daha sonra  $p$  tekrar-bağlama ihtimaliyle yeniden başka bir düğüme bağlanır. Bu modelde  $p$ 'nin 0'dan 1'e değişmesi sosyal ağı halka düzeninden rassal düzene doğru değiştirir.  $p$  sıfıra eşitken her bir kişi halka üzerinde hemen yanında yer alan iki kişiye ve onların birer yanındaki kişilere bağlıdır.  $p$  bire eşitlendiğinde ağ *rassal ağ* formunu alır. Bu çalışmada Watts ve Strogatz (1998) çalışmasına uygun olarak  $p$  0,4 olarak belirlenmiştir. Deneysel sonuçlar 1000 kişilik sosyal ağ üzerinden tamamlanmıştır.

**Hedef küme seçme yöntemi:** Hedef küme dört metotla seçilir. İlki rassal seçim, ikincisi komşu sayısına bağlı olan dereceye göre seçimdir. Üçüncüsü arasındalık merkeziliği (betweenness centrality) ölçütüne göre seçimdir. Bu ölçüt, bir düğümün ağ üzerindeki tüm düğüm çiftleri arasındaki en kısa yolların ne kadarının üzerinde yer aldığına ölçütüdür. Dolayısıyla ağ için önemi düğümler arası ulaşımda ne kadar kritik bir rol

oynadığıyla ilgilidir. Dördüncü seçim ise sayfa değeri ölçütüne göredir. Birçok arama motorunun da (örn. Google) web sayfalarını sıralamak için kullandığı bu yöntem, bir düğümün önemini bağlı olduğu diğer düğümlerin önemine göre belirler. Dolayısıyla düğümün yalnızca kendi komşu sayısı ve özellikleri değil, bağlı olduğu düğümlerin komşu sayıları ve ağ özellikleri de önemlidir. Bu seçim yöntemleri buton kontrolleriyle modele eklenmiştir.

**Hedef küme büyüklüğü:** Hedef küme sosyal ağdaki toplam kişi sayısının %5, %10, %15 ve %20'si olarak seçilmiştir.

**Senaryolar:** Ürünün ağ üzerinde yayılması farklı senaryolar altında incelenmiştir. Her bir senaryo aşağıdaki özelliklerle karakterize edilmektedir. (././.) gösteriminde ilk ifade pazar durumunu, ikincisi yayılma modelini (Eşik (E) ya da Çağlayan (Ç)), üçüncüsü eşik modelinde yeni ürün kabullenme eğilimini, çağlayan modelinde ise hedef kümenin ikna ediciliğini temsil eder.

i) Pazar durumu: Pazarda benzer ürünü kullanan insanların toplam sayıya oranına göre üç durumda özetlenir. Rakip olmayan durum (R), pazarda hiç kimsenin benzer bir ürüne sahip olmadığı durumdur. Pazarda rakip ürüne sahip az sayıda kişinin olması Azınlık (A), çok kişinin olması durumu ise Çoğunluk (Ç) durumudur. Rakip olmayan ve azınlık durumları inovasyon değeri yüksek ürünlerin rekabet bulunmayan pazara girişi ve yayılması ile ilişkilendirilebilir. Çoğunluk durumu ise, büyük şirketlerin var olan ürünleriyle doygunluğa ulaşmak üzere olan bir pazara yeni girmeye çalışan küçük şirketlerin stratejilerini ilgilendirir. Sosyal ağ üzerinde azınlık %25, çoğunluk da %75 oranıyla temsil edilmektedir.

ii) Yeni ürün kabullenme: Temel bir yaklaşımla, eşik modelinde pazardaki kişilerin yeni ürün adaptasyonları Kolay (K) ve Zor (Z) olarak iki aşamada incelenir. Daha çok toplumun genel yapısı ile ilgili bir ölçüdür. Örneğin, gelişmekte olan ülkeler özellikle altyapıya ihtiyaç duymayan teknolojik yeniliklere açık bir yapıya sahip olarak

bilinmektedir. Modelde kabullenme ihtimalleri belirlenirken Rogers (1962) inovasyon dağılımı modeli baz alınarak kesikli (truncated) normal dağılım kullanılmıştır. Kolay durum için ortalama olarak 0,4, zor için ise 0,7 değerleri seçilmiştir.

iii) İkna becerisi: Çağlayan modelinde eşik modelinden farklı olarak her bir ürün sahibi komşularını bireysel olarak etkileme şansına sahiptir. Modelde ürüne yeni sahip olan kişilerin ikna becerisini gösteren iki kademe Yüksek (Y) ve Alçak (A) olarak belirlenir. Bu değerler hedef kümenin karakteristik özelliğini belirleyebilmek açısından önemlidir. İkna becerisi kesikli normal dağılım kullanılarak türetilmiştir. Becerisi yüksek olan kişiler için normal dağılımın ortalama değeri 0,7, alçak olan kişiler için 0,3 olarak belirlenmiştir. Bir kişi ürüne  $t$  zamanda ilk kez sahip olduysa  $t+1$  zamanda komşularını etkileme ihtimali oluşur.

Yeni ürün kabullenme ve ikna becerisi parametreleri kesikli dağılım ile belirlenirken standard sapma 0,1 olarak, alt ve üst sınır değerler denemeler sonucunda ortalama değerler 0,2 altı ve üstü olarak belirlenmiştir. Pazarda rakip bulunduğu durumlarda parametre dağılımları farklılıklar gösterecek şekilde düzenlenmiştir. Rakibin azınlıkta olduğu durumlarda rakip kullanıcının yeni ürünü kabullenmesi kolaylaşırken, çoğunlukta olduğu durumlarda ise kabullenme ihtimali aynı oranda düşürülerek zorlaştırılmıştır. Benzer şekilde hedef kümenin ikna becerisi, pazarda çoğunluğun sahip olduğu rakip ürün karşısında düşürülürken, azınlık olan ürün karşısında artırılmıştır.

### 3.2. Sayısal Sonuçlar

Bu bölümde 4 model ve 12 farklı (R/E/K, R/E/Z, R/Ç/Y, R/Ç/A, A/E/K, A/E/Z, Ç/E/K, Ç/E/Z, A/Ç/A, A/Ç/Y, Ç/Ç/A, Ç/Ç/Y) senaryo altında pazar payları dikkate alınarak etki yayılması incelenmiştir. Simülasyon çalışmaları Netlogo 5.1 programıyla 3.40-GHz Intel Core i7-3770 işlemcili ve 32.0 GB RAM'e sahip bir bilgisayarda yapılmıştır. Çalışma süreleri rassal ve derece seçimleri için 1-2 dakikanın altında, arasındalık merkeziliği ve sayfa değeri seçimleri için 4-5 dakika civarındadır. Sunulan sonuçlar 100 koşumun ortalama değerleridir.

Rakip bulunmayan senaryolar:

İlk olarak Tablo 1’de pazarda rakip bulunmayan ve eşik modelinin temel alındığı (Model 1) senaryolar için sonuçlar verilmiştir. Pazardaki bireylerin yeni ürün adaptasyonlarının kolay ve zor olduğu senaryolar ilk kolonda gösterilmiştir. İkinci kolon hedef küme büyüklüğünün toplam pazar büyüklüğüne oranını gösterir. 3-6. kolonlar seçim yöntemine (rassal, derece, arasındalık merkeziliği ve sayfa değeri ölçütlerine) göre erişilen toplam pazar payını gösterir.

Tablo 1. Model 1 için yayılmanın büyüklüğü.

Senaryo	Hedef küme	Rassal	Derece	Arasındalık merkeziliği	Sayfa değeri
R/E/K	%5	0,11	0,21	0,16	0,22
	%10	0,35	0,93	0,67	0,96
	%15	0,98	0,98	0,96	0,99
	%20	0,99	0,99	0,97	0,99
R/E/Z	%5	0,05	0,05	0,05	0,06
	%10	0,11	0,12	0,11	0,12
	%15	0,16	0,19	0,18	0,20
	%20	0,22	0,27	0,24	0,28

R/E/K senaryosunda, %5 büyüklüğündeki hedef küme rassal olarak seçildiğinde, pazar payı %11’e çıkarken, bu küme arasındalık merkeziliğine göre seçildiğinde %16’ya, derece ve sayfa değeri ölçütüne göre seçildiğinde ise yaklaşık %22’ye çıkmıştır. Seçme yöntemleri arasındaki fark küme büyüklüğü %10 olduğunda daha da belirgindir. Üstelik, derece ve sayfa değeri kullanıldığında %10’luk bir hedef küme ürünü neredeyse tüm ağa yaymak için yeterlidir. Küme büyüklüğü %15 olduğunda tüm durumlarda ulaşılan pazar payları toplam pazara yaklaşık olduğundan seçme metodu karşılaştırması çok anlamlı olmamaktadır.

R/E/Z senaryosu için seçim yöntemleri arasındaki fark çok daha küçüktür. Pazar paylarına bakıldığında bunun esas nedeni olarak ürün kabullenme ihtimalinin hedef küme seçim yönteminden ve büyüklüğünden daha baskın bir parametre olması anlaşılır. Yeni ürün kabullenmesi zor bir toplulukta başlangıç kümesi %20 de olsa toplam pay en iyi durumda %28’i geçememektedir. Oysa kabul etme durumu kolayken, tüm ağın aktif olması için %20 hedef kümesi büyüklüğü yeterli olabilmektedir. Ayrıca, dört seçimde de daha büyük gruplar yayılmayı daha fazla büyütüştür. Örneğin,

ürüne sahip olan %5 yaklaşık neredeyse hiç yeni kullanıcı ekleyememişken, %20lik grup yeni %2-8 oranında kişiyi etkilemiştir. (Fakat hedef kümenin büyük seçilmesi de maliyetlidir. Bu makalenin kapsamı dışında kalsa da, bu dengeyi ayarlayabilmek de önemli bir birleşimsel problemdir.)

Tablo 2’de etkinin çağlayan modeli (Model 2) kullanılarak simule edildiği rakip bulunmayan durumların sonuçları gösterilmektedir. Burada Tablo 1’den farklı olarak model girdi parametre çeşitleri değişmiştir. Daha önce bahsedildiği gibi eşik modelinde yeni ürün kabullenme eğilimleri eşik değerleri dağılımıyla belirlenirken, çağlayan modelinde seçilen kişilerin ikna becerisi ile ilgili parametre dağılımı kullanılır. R/Ç/A ve R/Ç/Y senaryoları için sonuçlar yayılma çağlayan modeline sahipken seçim yönteminin önemini yitirmesine neden olmuştur. İkna beceri parametresi alçak bir değere sahipken dört seçim durumunda da önemli bir fark gözlenmemiştir. Buna benzer bir senaryo olarak düşünülebilecek R/E/Z senaryosuyla karşılaştırıldığında, yayılma tüm seçimlerde daha fazla olarak gerçekleşmiştir. Parametrenin yüksek olduğu durumda ağın %5’i ürünün yayılması için yeterli olduğundan seçim yöntemleri ile ilgili bir sonuca varmak mümkün değildir.

Tablo 2. Model 2 için yayılmanın büyüklüğü.

Senaryo	Hedef küme	Rassal	Derece	Arasındalık merkeziliği	Sayfa değeri
R/Ç/A	%5	0,13	0,17	0,16	0,18
	%10	0,25	0,28	0,26	0,28
	%15	0,33	0,36	0,33	0,36
	%20	0,40	0,42	0,39	0,43
R/Ç/Y	%5	0,97	0,97	0,97	0,97
	%10	0,97	0,97	0,97	0,97
	%15	0,97	0,97	0,97	0,97
	%20	0,98	0,97	0,97	0,97

Buna bağlı olarak ikna edicilik parametre değerleri daha yakından incelendiğinde 0,4 büyüklüğünün kritik bir öneme sahip olduğu gözlenebilir (Tablo 3). Parametre değeri 0,3’den 0,4’e çıkarıldığında bir *faz geçişi* yaşanır ve hedef küme bir kişiden oluştuğunda dahi ürün %14lük bir paya ulaşabilir. Bu sayı 0,3 değeri için yalnızca %1’dir.

Tablo 3. Model 2 için rassal seçilen hedef kümenin farklı ikna becerisi parametreleri için pazar payları.

Hedef küme büyüklüğü (kişi sayısı)	İkna becerisi ort. parametresi = 0,3	İkna becerisi ort. parametresi = 0,4
1	0,01	0,14
5	0,06	0,42
10	0,11	0,49
15	0,13	0,52

Rakip bulunan senaryolar:

Eşik modelinde pazarda rakip ürün kullananların bulunması (Model 3), rakibin azınlık olduğu durumda pazar payını pozitif etkilemişse de, beklenildiği üzere, rakip çoğunlukken oldukça negatif bir etkiye sahip olmuştur (Tablo 4). Örneğin, rakip olmayan ve kolay ürün kabul edilen durumda %5lik hedef kümeyle ulaşılan pazar payları %11-22 arasında değişirken (Tablo 1), rakip ürün kullananlar var ama azınlıktayken (A/E/K) bu pay %20-50'ye çıkmış, çoğunlukta (Ç/E/K) ise %7-11'ye düşmüştür. Ürün kabullenmenin zor olduğu durumlarda rakibin etkisi hem azınlık hem de çoğunluk durumunda (A/E/Z ve Ç/E/Z) daha az olmuş ve pazar payını önemli bir ölçüde değiştirmemiştir.

Seçim yöntemleri arasındaki farklılara baktığımızda yeni ürün kabulünün zor olduğu durumlarda yalnızca hedef küme yeterince büyüklüğe (%20) ulaştığında seçme yöntemi biraz önem kazanabilmektedir. Fakat kolay olduğu durumlarda, eğer rakip ürün azınlıktaysa, dereceye göre seçim üstünlüğünü korurken, rakipler çoğunlukta derece ile seçimin önemi biraz azalmıştır. Bunun yanında, arasındalık merkeziliği ve sayfa değeri seçimleri önem kazanmıştır. Özellikle çoğunluk durumunda (Ç/E/K) ulaşılan pazar payları arasındaki fark %35 seviyelerine kadar ulaşmış ve sayfa değeri seçme yöntemi önemli ölçüde daha fazla yayılma sağlamıştır.

Tablo 5'te rakip ürünün bulunduğu durumlarda etkinin çağlayan modeliyle (Model 4) yayılması ele alınmıştır. Çağlayan modellerinde önemli olan ikna becerisi burada da öne çıkmıştır ve bu değer yüksekken ((A/Ç/Y) ve (Ç/Ç/Y)) pazardaki rakip ürün kullanıcı sayısına ya da hedef küme büyüklüğüne

Tablo 4. Model 3 için yayılmanın büyüklüğü.

Senaryo	Hedef küme	Rassal	Derece	Arasındalık merkeziliği	Sayfa değeri
A/E/K	%5	0,20	0,58	0,32	0,50
	%10	0,95	0,96	0,89	0,96
	%15	0,99	0,98	0,95	0,98
	%20	0,99	0,99	0,96	0,99
A/E/Z	%5	0,05	0,06	0,05	0,06
	%10	0,11	0,12	0,11	0,13
	%15	0,17	0,19	0,18	0,21
	%20	0,24	0,28	0,25	0,30
Ç/E/K	%5	0,07	0,09	0,09	0,11
	%10	0,16	0,20	0,21	0,28
	%15	0,27	0,31	0,35	0,51
	%20	0,40	0,43	0,49	0,75
Ç/E/Z	%5	0,05	0,05	0,05	0,05
	%10	0,10	0,11	0,11	0,11
	%15	0,16	0,16	0,16	0,18
	%20	0,21	0,21	0,22	0,25

bağlı olmaksızın ürün yaklaşık olarak tüm pazara yayılmıştır. Bu durumda hedef kümenin nasıl seçildiği de önemsizleşmiştir. İkna becerisi alçakken pazarda rakibin azınlık olarak bulunması, beklenildiği üzere, pazar payını artırmış, çoğunluk olarak bulunması ise daha büyük oranda azaltmıştır. İki durumda da hedef kümenin sayfa değerine göre seçilmesi toplam pazar payını, diğer seçme yöntemlerine göre biraz daha fazla artırabilse de, genel olarak seçim yönteminin pazar payında önemli bir etkisinin olmadığı söylenebilir.

Tablo 5. Model 4 için yayılmanın büyüklüğü.

Senaryo	Hedef küme	Rassal	Derece	Arasındalık merkeziliği	Sayfa değeri
A/Ç/A	%5	0,16	0,20	0,18	0,20
	%10	0,28	0,31	0,28	0,32
	%15	0,38	0,40	0,36	0,41
	%20	0,45	0,47	0,43	0,48
A/Ç/Y	%5	0,98	0,98	0,98	0,98
	%10	0,99	0,98	0,98	0,98
	%15	0,99	0,98	0,98	0,98
	%20	0,99	0,98	0,98	0,98
Ç/Ç/A	%5	0,08	0,10	0,10	0,10
	%10	0,16	0,17	0,17	0,19
	%15	0,23	0,23	0,24	0,26
	%20	0,29	0,29	0,30	0,33
Ç/Ç/Y	%5	0,95	0,94	0,94	0,95
	%10	0,95	0,95	0,95	0,95
	%15	0,95	0,95	0,95	0,95
	%20	0,96	0,95	0,95	0,96

#### 4. Sonuç

Deneyler sonucunda genel olarak seçme yöntemiyle ilgili 5 farklı durum gözlemlenmiştir:

- i) Ürün kabullenme ve ikna becerilerinin baskın olduğu ve seçme yöntemlerini karşılaştırmaya imkan vermediği senaryolar: R/Ç/Y, A/Ç/Y, Ç/Ç/Y.
- ii) Seçme yönteminin yalnızca hedef küme büyükse (%20) küçük bir oranda önem kazandığı senaryolar: R/E/Z, A/E/Z, Ç/E/Z.
- iii) Seçme yönteminin küçük bir oranda önemli olduğu senaryolar: R/Ç/A, A/Ç/A, Ç/Ç/A.
- iv) Seçme yönteminin yalnızca hedef kümesi küçükken çok önemli olduğu senaryolar: R/E/K, A/E/K.
- v) Seçme yönteminin çok önemli olduğu senaryolar: Ç/E/K.

Seçme yönteminin önemli hale geldiği tüm durumlarda sayfa değeri en çok yayılmayı sağlayan yöntem olmuştur. Pazarda rakip olması, Ç/E/K senaryosu dışında seçme yöntemini etkilememiş, ancak yayılmanın büyüklüğünde önemli rol oynamıştır. Ç/E/K senaryosunda sayfa değeri ile belirlenen %20'lik hedef küme rassal olarak seçilen kümeden %35 daha fazla bir pazar payına yol açarak seçim yönteminin önemini ortaya koymuştur. Buna ek olarak bu senaryoda arasındalık merkeziliği derece seçiminden daha yüksek bir pazar payına yol açmıştır.

Bu sonuçlar, k-etki-enbüyükleme problemi için, ürünün yayılmasında hedef küme seçme yöntemi ile birlikte toplum yapısının (yeni ürün adaptasyonunun) ve hedef kümedeki kişilerin ikna becerilerinin de önemli olduğu farklı senaryoları ortaya konmuştur. Küme seçimi yapılmadan önce pazar ve sosyal ağ özelliklerinin bu senaryolar doğrultusunda anlaşılmasının, uygun seçim yönteminin belirlenmesinde yardımcı olması öngörülmektedir.

## Kaynaklar

- Bourne, F.S. 1957. Group influence in marketing and public relations. *Some Applications of Behavioral Research*, Basil, Switzerland: UNESCO 207–225.
- Guille, A., Hacid, H., Favre, C., Zighed, D. A., 2013. Information diffusion in online social networks: A survey. *ACM Sigmod Record*, 42(2), 17-28.

- Rabade, R., Mishra, N., Sharma, S., 2014. Survey of influential user identification techniques in online social networks. *Recent Advances in Intelligent Informatics*, Springer, Cham, 359-370.
- Jurvetson, S., 2000. What exactly is viral marketing. *Red Herring*, 78, 110-112.
- Van den Bulte, C. and Joshi, Y.V., 2007. New product diffusion with influentials and imitators. *Marketing Science*, 26 (3), 400-421.
- Van den Bulte, C. and Stremersch, S., 2004. Social contagion and income heterogeneity in new product diffusion: A meta-analytic test. *Marketing Science*. 23(4), 530-544.
- Phelps, J.E., Lewis, R., Mobilio, L. and Perry, D., 2005. Viral marketing or electronic word-of-mouth advertising: Examining consumer responses and motivations to pass along email. *Journal of Advertising Research*, 44(4), 333-348.
- Richardson, M. and Domingos, P., 2001. Mining the network value of customers. *Proceedings of the Seventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM, 57-66.
- Kempe, D., Kleinberg, J. and Tardos, E., 2003. Maximizing the spread of influence through a social network. *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM, 137-146.
- Güney, E., 2017. On the optimal solution of budgeted influence maximization problem in social networks. *Operational Research*, <https://doi.org/10.1007/s12351-017-0305-x>
- Wu, H. H., Küçükyavuz, S., 2017. A two-stage stochastic programming approach for influence maximization in social networks. *Computational Optimization and Applications*, 1-33.
- Leskovec, J., Krause, A., Guestrin, C., Faloutsos, C., Van Briesen, J. and Glance, N., 2007. Cost-effective outbreak detection in networks. *Proceedings of the 13th ACM SIGKDD International conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM, 420-429.
- Chen, W., Wang, Y. and Yang, S., 2009. Efficient influence maximization in social networks. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM, 199-208.



Ohsaka, N., Akiba, T., Yoshida, Y. and Kawarabayashi, K., 2014. Fast and accurate influence maximization on large networks with pruned monte-carlo simulations. *Proceedings of the Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 138-144. AAAI Press.

Tang, Y., Shi, Y., and Xiao, X., 2015. Influence maximization in near-linear time: A martingale approach. *Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD15*, 1539-1554, New York, NY, USA, ACM.

Kempe, D., Kleinberg, J., and Tardos, E., 2015. Maximizing the spread of influence through a social network. *Theory of Computing*, 11(4):105-147.

Galhotra, S., Arora, A., and Roy, S., 2016. Holistic influence maximization: Combining scalability and efficiency with opinion-aware models. *Proceedings of the 2016 International Conference on Management of Data, SIGMOD16*, 743-758, New York, NY, USA, 2016. ACM.

Garcia, R., 2005. Uses of agent-based modeling in innovation/new product development research. *Journal of Product Innovation Management*, 22(5), 380-398.

Goldenberg, J., Libai, B. ve Muller, E., 2001. Talk of the network: A complex systems look at the underlying process of word-of-mouth. *Marketing Letters*, 12 (3), 211-223.

Beheshti, R., Jalalpour, M., Glass, T. A., 2017. Comparing methods of targeting obesity interventions in populations: An agent-based simulation. *SSM-population health*, 3, 211-218.

Wilensky, U., (1999). NetLogo.  
<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, Evanston, IL.

Watts, D. J. and Strogatz, S.H., 1998. Collective Dynamics of Small-world Networks. *Nature*, 393 (6684), 440-442.

Rogers, E.M., 1962. Diffusion of innovations. Free Press of Glencoe, New York, NY, USA.