

## Çevrimiçi Yemek Siparişine İlişkin Paylaşım Yapan Twitter Kullanıcılarının Ağ Yapısının Analizi\*

Yıldırım GÜNEŞ, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora., yildirimgunes1973@gmail.com, 0000-0001-6543-6399

Murat ARIKAN, Gazi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Dr. Öğr. Üyesi., marikan@gazi.edu.tr, 0000-0001-6543-6399

### ÖZ

Twitter gibi sosyal medya platformlarından çekilen veri setlerinin analiz sonuçlarının, yönlendirici etkilerden arındırılarak doğru şekilde yorumlanabilmesi, sosyal medya platformlarında marka görünürlüğünün artırılabilmesi amacıyla platformlardaki etkili aktörlerin tespit edilmesi gerekir. Bunun için kullanılacak en uygun araçlardan biri ağ analizidir. Bu çalışmada çevrimiçi yemek siparişi konusunda Twitter'dan toplanan veri setinin ağ analiz yöntem ve teknikleri ile analizi yapılmış, kullanılan farklı ölçüm araçları ve algoritmaların sonuçları karşılaştırılmıştır. Ağ yapısı içindeki etkili kullanıcıların yerel ve küresel merkezilik değerleri hibrit bir yaklaşımla belirlenmiştir. Kullanıcılar için, altı merkezilik değerine dayalı ağırlıklı ortalama hesaplaması yapılmış, buna bağlı sıralamanın ortalama ve medyan değerlerine bağlı sıralamalarla benzerlik analizi yapılmıştır. Çalışmayla, anahtar kelimelerle oluşturulmuş bir veri setinin, ilişkisel bir yöntem olan ağ analiz yöntemi ile nasıl analiz edilebileceği gösterilmiştir. Veri seti olarak 1 Ocak-31 Aralık 2020 tarih aralığında paylaşılmış toplam 35 428 adet tweet, Python programlama dili ve NetworkX kütüphanesi kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışma sonunda, çevrimiçi yemek siparişine ilişkin Twitter'daki paylaşımların gerçek kullanıcılara ait olup olmadığı, Twitter gündemini sektörel olarak etkileyebilme gücüne sahip merkezi konumdaki aktör ve topluluklar, paylaşımlardaki bilgi dağılımının etkinlik ve iletişimin gücü tespit edilmiştir. Yapılan tespitler, işletme kaynaklarının doğru hedef kitlelere yönlendirilmesini sağlayarak karar vericiler için etkili bir araç olarak kullanılabilir. Çalışmanın literatürde bu alandaki boşluğun kapatılmasına katkı sağlayacağı, benzer çalışmaların başka alanlardan elde edilmiş veri setleri üzerinde yapılması konusunda motivasyon sağlayabileceği, sosyal medya analizlerinde ihmal edilen ve sosyal ağlarda gözle görülmeyen yönlendirici paylaşımların tespit edilmesi konusunda ağ analizinin gerekliliğine dikkat çekilebileceği düşünülmektedir.

**Anahtar Kelimeler** : Twitter Ağ Analizi, Sosyal Ağ Analizi, NetworkX, Ağ Yapıları, Çevrimiçi Yemek Siparişi

\* Bu makale Dr. Öğr. Üyesi Murat Arıkan'ın danışmanlığında Gazi Üniversitesi'nde hazırlanan "Hizmet Sektörü İçin Twitter (X) Analitiği: Ev ve İşyerine Yemek Siparişi Üzerine Bir Uygulama" başlıklı doktora tezinden türetilmiştir.



## Network Analysis of Twitter Users Posting on Online Food Ordering

### ABSTRACT

*In order to interpret the findings from the analysis of the data sets obtained from social media platforms such as Twitter correctly, free from manipulations, and to increase the visibility of brands on social media platforms, effective actors on the platforms should be identified. This study analyzes the data set collected from Twitter on online food ordering with network analysis methods and techniques and compares the results of different measurement tools and algorithms used during the analysis. Local and global centrality values of influential users within the network structure are determined with a hybrid approach. For users, a weighted average was calculated based on the six centrality values, and a similarity analysis was performed with the rankings based on the mean and median values of the ranking. It is shown how a data set created with keywords can be analyzed with the network analysis method, which is a relational method. In this study, the data taken from a total of 35 428 tweets shared between January 1 and December 31, 2020, was analyzed using the Python programming language and NetworkX library. At the end of the study, it was determined whether the posts on Twitter about online food ordering belong to real users, the central actors and communities that have the power to influence the Twitter public opinion sectorally, the effectiveness of information dissemination in the posts, and the power of communication. The findings can be used as an effective tool for decision-makers by directing business resources to the right target community. It is thought that the study will contribute to filling the gap in this field in the literature, provide motivation for similar studies to be carried out on data sets obtained from other fields, and draw attention to the necessity of network analysis in detecting manipulative shares that are neglected in social media analyses and invisible in social networks.*

**Keywords** : Twitter Network Analysis, Social Network Analysis, NetworkX, Network Structures, Online Meal Order

### EXTENDED ABSTRACT

In order to interpret the findings from the analysis of the data sets obtained from social media platforms such as Twitter correctly, free from manipulations, and to increase the visibility of brands on social media platforms, effective actors on the platforms should be identified. One of the most suitable tools that can be used for this is network analysis. This study analyzes the data set collected from Twitter on online food ordering with network analysis methods and techniques and compares the results of different measurement tools and algorithms used during the analysis. Local and global centrality values of influential users within the network structure are determined with a hybrid approach. For users, a weighted average was computed based on the six centrality values, and a similarity analysis was performed with the rankings based on the mean and median values of the ranking. It is shown how a data set created with keywords can be analyzed with the network analysis method, which is a relational method.

For the sources of the main data set, the words and word groups food order, foodbasket order, döner kebab order, lahmacun order, hamburger order, pitta bread order are used. The main dataset consists of a total of 35.428 tweets between January 1 and December 31, 2020. In this dataset, a sub-dataset was created with a total of 4.728 tweets with the most RTs, mentions

and favorites, and 66 users extracted from the main data set tweets. Network analysis of the sub-dataset was performed with Python programming language and The NetworkX library.

In this study, the influential actors of the dataset are identified using node-centered analysis, the strength and impact of the relationships between them and their tendency to form communities are determined. The node and community analyses are performed using a combination of different algorithms that have different criteria, highlight and identify different aspects of relationships within the network. Hence, these algorithms can highlight different actors; they are combined to complement each other rather than using a single algorithm. Thus, actors that are critical due to their different characteristics could be identified. In the study, it is found that the ties between users chatting on Twitter about online food ordering in the study are weak and the centralization of the users in the network is low. Especially in datasets with weak relationships, it has been shown that it is possible to reach a larger number of influential users and sectoral target audiences using aggregated metrics.

At the end of the study, it is determined whether the posts on Twitter about online food ordering belong to real users, the central actors and communities that have the power to influence the Twitter public opinion sectorally, the effectiveness of information dissemination in the posts, and the power of communication.

The findings can be used as an effective tool for decision-makers by directing business resources to the right target community. It is thought that the study will contribute to filling the gap in this field in the literature, provide motivation for similar studies to be carried out on data sets obtained from other fields, and draw attention to the necessity of network analysis in detecting manipulative shares that are neglected in social media analyses and invisible in social networks.

## GİRİŞ

Sosyal medya, kullanıcılar arasında her alana yönelik metinsel, sesli, görsel paylaşımların yapıldığı bir platform olması nedeniyle birey ve organizasyonlar için vazgeçilmez bir bilgi kaynağıdır. Sosyal ağlarda yapılan paylaşımlar, platformun özelliklerine göre farklılık göstermektedir. Twitter, görüş, duygu, düşünce ve metin içerikli paylaşımların yoğun olduğu, gündem belirleyici nitelikteki bir platformdur ve sıklıkla yönlendirici etkilere konu olabildiği bilinmektedir (Conway vd., 2015, s. 374; Huzaifa vd., 2023, s. 204). Bazen güncel politik bir konu, bazen motosikletli bir kurye kazasına ilişkin haber; kullanıcılar arasındaki bağlantılar ve Twitter'ın retweet, bahsetme ve beğenme özellikleri kullanılarak yayılmakta ve konuyla ilgili sosyal medyada algı ve gündem oluşturmaktadır. Bu algı ve gündem bazen ulusal düzeydeki haber kanallarında kamuoyunu etkilemek için ana sayfa haberi olarak kullanılmaktadır (Akgül vd., 2016, s. 48; Güneş & Arıkan, 2023, s. 128).

Sosyal ağlarda, kendi görüşlerini doğrudan paylaşan bireyler, müşterileri satın almaya yönlendiren ya da gündemi istenen yönde etkilemeye çalışan çevrimiçi etkileyiciler (“Çevrimiçi etkileyiciler” ifadesi, sosyal medyada kullanılan İngilizce “Influencer” kelimesinin karşılığı olarak kullanılmıştır) (Güneş & Arıkan, 2023, s. 128, s. 124), yönlendirici kişi ya da gruplar, sektör temsilcisi büyük organizasyonlar, ulusal, uluslararası resmi kurum ve kuruluşlar gibi irili ufaklı birçok aktör, rekabet içinde tek başına ya da değişik şekillerde gruplar oluşturarak etkinlik göstermekte ve ilgili olduğu alanı şekillendirmeye çalışmaktadır. Böyle bir ortamdan elde edilecek bilgilerin yönlendirilmiş etkilerden arındırılarak doğru yöntem ve araçlarla okunması gerekir.

Sosyal ağ ortamının şekillendirilmesi çabası, bu kaynaktan istifade eden kullanıcılar açısından bazı güçlükler ortaya çıkarmaktadır. Bu güçlüklerden biri; sosyal ağlardan elde edilen verilere dayalı kamuoyu gündemine yönelik araştırmalarda ya da herhangi bir ürün ve hizmete ilişkin analizde, yönlendirilmemiş gerçekçi ve doğru bilgiye ulaşmaktır (Anderson ve Rainie, 2017, s. 2) Bir diğer güçlük ise ilgilenilen alanda istenen bir bilgiyi istenen kullanıcılara ulaştırabilmektir. Birinci güçlüğün aşılması için ilgilenilen konuda sosyal platformlarda yönlendirici etkisi olan kişi ve grupların tespit edilerek araştırma ve analiz sonuçlarının bu etkiden ayıklanmasından sonra yorumlanması, ikinci güçlüğün aşılması için bilgiyi istenen kullanıcılara ulaştıracak etkili kişi ve gruplarla iş birliği yapılması gerekecektir.

Chae (2015, s. 247)’nin çalışmasında Twitter’den elde edilen verilerin tanımlayıcı analiz, içerik analizi ve ağ analizi olmak üzere üç farklı yöntemle analiz edilebileceği ve bu analizlerle veri setinden farklı yönlerde ait bilgiler çıkarılabileceği belirtilmektedir. Bu analizlerden ağ analizi, etkili kişi, gruplar ve aralarındaki iletişim ağının ve ilgilenilen alanda yönlendirici etkilerin olup olmadığının ortaya çıkarılması için kullanılacak araçlardan biridir. Sosyal ağ analizi, ağ ortamının özelliklerinin, yapısının ortaya çıkarılmasını, ağdaki güçlü aktörler ve aralarındaki bilgi akışı ve iletişimin anlaşılmasını sağlar (Garcia vd., 2016, s. 23). Ağ analizi ile önceden bilinmeyen, diğerlerine göre daha kuvvetli bağlanmış düğümlerin ve bunların oluşturdukları toplulukların ve bu topluluklardaki konuların tespit edilebilmesi açısından önemlidir (Blondel vd., 2008, s. 2)

Sosyal ağ analizleri, analizin amacına göre farklı aktörlerin ağ içindeki konumlarının tespit edilmesine yöneltilebilir. Etkili aktör ve topluluk tespiti; viral pazarlama, virüs engelleme, sosyal ağlarda istenmeyen bilgi yayılımını engelleme, veri setini doğru temsil eden örnek kümenin belirlenmesi gibi çeşitli amaçlarla kullanılabilir (Al-Garadi, 2016, s. 2732; Yang vd., 2021, s. 2). Örneğin sosyal medya fenomenini araştırmaya yönelik analizler, ağdaki aktörleri merkeze alarak inceleme yaparken; ticari bir ürün ya da hizmete ilişkin analizler ağ içindeki müşteri gruplarının tespitini analizin odağı olarak belirleyebilir. Buna başka bir örnek, politik konulara ilişkin bir çalışmada, toplum algısını etkilemek için hangi aktörlerin kullanılacağına ilişkin tespiti ya da kamuoyunda ortaya çıkarılmış olan bir algının hangi aktörler tarafından sosyal medyada yaratıldığının tespit edilmesi ağ analizine konu olabilir. Diğer bir

örnekte ise sosyal medyadaki çevrimiçi etkileycilerin takipçileri ile birlikte oluşturduğu ağlardan hangilerinin daha güçlü ve etkili bir yapıya sahip olduklarının tespit edilmesi ve bu tespit sonucuna göre ticari bir ürün ya da hizmet için reklam verilebilecek çevrimiçi etkileycilerin tespit edilmesi amaçlanabilir.

Genelde tüm ağ seviyesinde yapılacak analizlerde, ilişkisel verilerin kullanılması hedeflenir. İlişkisel veriler, aktörler arası temas ve bağlantıları gösterir (Colombia University, 2023, par. 2) ve bu ilişkiler üzerindeki ağ analizleri ilişkilerin açıklanmasına imkân verir. Çalışmada kullanılan veri seti ilişkisel veri toplama yöntemiyle elde edilmeyip, anahtar kelime kullanılarak oluşturulmuştur. Ancak bu tür veri setlerinde seçilen aktörler üzerinden yapılacak ağ analizinin ve seçilen aktörlerin ağ içindeki ilişkileri açıklamaya ne derece etki edeceği, ilişkilerin açıklanmasında ne derece katkı sağlayabileceği bilinmemektedir (Ağcasulu, 2018, s. 1917). Twitter ya da diğer sosyal medya platformlarında yer alan etkili aktörlerin, takipçi sayıları ya da paylaşımları bilinmekte ve bunların frekansları üzerinden analizler yapılabilmektedir.

Veri seti içindeki etkili aktörlerin tespitinde kullanılan yöntem, merkezilik derecelerinin belirlenmesidir. Etkinlik tespit edilirken aktörün yakınlık ve arasındalık gibi yerel bilgileri ya da özvektör ve Katz merkezilikleri gibi ağı küresel bilgileri kullanılır. Etkili bir yöntem olmakla birlikte merkezilik derecelerinin bazı sorunları ve çelişkileri de bulunmaktadır. Örneğin derece merkeziliği ve küme sıralaması gibi yerel merkezilik ölçütlerinin, kullanıcının genel (küresel) ağ içindeki bağlantısını göz ardı etmesi, elde edilecek sonucu zayıflatabilir (Isfaq vd., 2022, 9378). Derece, yakınlık, arasındalık merkeziliklerinin, bazen aynı düğüm için farklı merkezilik derecesi üretebildiği de görülmektedir. Bir ölçümde güçlü çıkan düğümün farklı ağ yapılarında zayıf kalabildiği, zayıf ölçülen bir düğümün aradan çekilmesi ile ağı başka bir alt grupta olan bağı kopardığı görülebilmektedir (Wan vd., 2018, s. 929; Zhao vd. 2020, s. 2). Nitekim etkili düğüm tespitinde farklı topolojik ağ yapılarının da dikkate alınması gerektiği vurgulanmaktadır (Al-Garadi, 2016, s. 2721).

Bu çalışmada Twitter'dan elde edilmiş olan veri setindeki Twitter kullanıcıları arasında ne tür ağ ilişkilerinin olduğu, bu ağ ilişkilerinin hangi yöntem ve algoritmalarla analiz edilerek görselleştirilebileceği ve söz konusu analizlerle ne tür sonuçlar elde edilebileceği gösterilmiştir. Öncelikle veri setindeki etkili aktörler belirlenmiş, bu aktörlerin düğüm merkezli analizi yapılmış, aralarındaki ilişkilerin gücü, etkisi ve topluluk oluşturma eğilimleri ile ağ yapılarının ortaya çıkarılması hedeflenmiştir. Etkili aktörler belirlenirken, merkezilik derecelerinin dengeli şekilde hesaplanması için yöntem belirlenmiştir. Bu maksatla yerel ve küresel merkezilik değerleri hibrit bir yaklaşımla kullanılmış, merkezilik derecelerinin farklı özellikleri arasında dengeli bir hesaplama yapılmıştır. Altı merkezilik derecesi arasında dengeli hesaplama, 3'üncü bölümde açıklanan şekilde ağırlıklı ortalama ile yapılmıştır.

Ağırlıklı ortalama ile belirlenen etkili kullanıcı sıralaması, ayrıca kullanıcılar için hesaplanan ortalama ve medyan değerlerine göre yapılan sıralamalarla karşılaştırılmaktadır.

Çalışmayla sosyal medya üzerinden elde edilecek veri setleri ile yapılacak analizlerde, veri setlerinin doğru yorumlanabilmesine ağ analizi ile yapılabilecek katkıların ortaya konulması hedeflenmiştir. Çalışmanın ikinci bölümünde; sosyal ağ analizine yönelik literatür ve çalışmada kullanılan yöntem, üçüncü bölümde uygulamada elde edilen bulgular ve dördüncü bölümde sonuçlar verilmiştir.

## 1. MATERYAL VE METOD

Sosyal ağ analizi kavramından, bireyin diğer bireylerle etkileşime girdiği sosyal çevre ve ilişkilerden doğan sosyal yapıların incelenmesi anlaşılmaktadır (Ağcasulu, 2018, s. 1916). Sosyal medya kullanımının etkinlik kazanması ile internet ortamında da yeni bir sosyal çevrenin oluştuğu, bu çevre ile farklı düzeylerde etkileşime girildiği, bu etkileşimlerin işletmeler tarafından kullanılabilir yeni ortamlar oluşturduğu görülmektedir. Sosyal medyadaki bu yeni ortama ait veri setleri üzerinde yapılacak analizlerin doğru yorumlanabilmesi için, ortamdaki etkenlerin iyi anlaşılması gerekir. Veri setlerinin bir etki ve yönlendirme ile mi ortaya çıktığının tespit edilmesi, böyle bir etki varsa bu etkinin hangi kişi ya da topluluklar tarafından oluşturulduğunun ve bu etkinin nasıl yönetilebileceğinin bilinmesine ihtiyaç vardır. Bu ihtiyaç, sosyal ağdaki etkili aktörlerin, ağ yapılarında ortaya çıkan toplulukların ortaya çıkarılması ile mümkündür (Girvan ve Newman, 2002, s. 1; Jayawickrama, 2021, par.3).

Sosyal ağ analizi, aradaki iletişim kanallarının yapı ve özelliklerinin araştırılmasını gerektirir (Dujin ve Vermunt, 2006, s. 2). Sosyal ağ ortamında bilgi akışının gerçekleştiği kanalları kontrol edebilen, etkileyebilen, yönlendirebilen aktörler, ticari işletmeler açısından önem kazanmıştır. Çünkü bu aktörlerin herhangi bir ürün ve hizmet hakkında olumlu ya da olumsuz görüş bildirmeleri kendi kitleleri üzerinde etki yaratır hale gelmiştir. Bu nedenle müşteri hedef kitesini ve gruplarını tanımlamaya, yönetmeye, yönlendirmeye çalışan, işletmeler, söz konusu aktörleri göz ardı edemezler (Chau ve Xu, 2012, s. 1190).

Çevrim içi ağlarda etkili kullanıcı ve toplulukların tespitine yönelik; ağın yerel, genel (küresel) merkezilik dereceleri ve bu ikisini hibrit olarak kullanan çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemler için kullanılan ağ yapıları, takipçi (statik/yapısal ilişkiler) ve etkileşim (dinamik/işlevsel ilişkiler) ilişkilerine ve bunların hibrit kullanımına dayandırılır (Isfaq vd., 2022, 9378; Drakopoulos vd., 2017).

Merkezilik değerleri, farklı yöntemlerle ağırlıklandırılarak ağ yapılarındaki etkili kullanıcılar tespit edilir ve kullanıcılar arasında sıralamalar yapılır. Bu maksatla temel merkezilik ölçütlerinin minimum, maksimum değerlerini Fei vd. (2017) en yüksek medyan puanıyla; Isfaq vd. (2022, 9377) Katz merkeziliği ile birleştirerek kullanmıştır. Zareie vd. (2020, s. 1), komşuların bağlantı yapılarının benzerliğini dikkate alan bir küme sıralaması yaklaşımı

geliştirmiştir. Yang vd. (2021, s. 2), ağ yapısını ve yerel merkezilik değerlerini birlikte kullanan, komşuluk ilişkilerinde öklit uzaklık hesabını kullanan ağ düğüm merkezilik indeksi (Network Node Centrality Index-NNCI) ismini verdiği bir yöntem önermiştir. Ullah vd. (2021, s. 15) etkili mesafe tabanlı merkezilik (Effective Distance-Based Centrality-EDBC) olarak isimlendirdiği önerisinde; düğüm derecesi, etkili mesafe, komşu etkisi veya komşuluk potansiyeli gibi faktörleri kullanmıştır. Önerisini, özvektör, arasındalık, yakınlık merkezilikleri, hiperlink kaynaklı konu arama, sayfa sıralaması gibi mevcut tekniklerle karşılaştırmıştır. Wan vd. (2018, s. 930), aktör etkinliği tespitinde ağ yapısının yayılımına odaklanmış, k-kabuk ve derece merkeziliklerini kullanarak ağırlıklandıran “bağlantı önemi” isimli bir yöntem önermiştir. Zhong vd. (2018), düğümlerin merkezilik derecelerini ve bunların bir eşik değerle farklarını kullanarak etkilerini hesaplamış ve “kapsamlı etki” adıyla bir yöntem geliştirmiştir.

Rehman vd. (2020) çalışmasında, Twitter’de sohbet başlatan ve kanaat önderi olarak isimlendirilen etkili kullanıcıların durumlarını, iç-dış merkezilik dereceleri ve arasındalık merkezilikleri ile ele alarak incelemiş, kanaat önderlerini bu merkezilik derecelerine göre sıralamıştır. Kullanıcıları, etkileşim şekline göre sınıflandıran Rehman vd. (2020, s. 11) sohbeti başlatan kullanıcının ağı kontrol üzerinde etkisinin düşük olduğunu ancak bilginin yayılmasını sağladığını belirtmiştir.

Zhao vd. (2020, s. 7), temel merkezilik ölçütlerinin ağı farklı yönlerini öne çıkarırken, diğerlerini ihmal ettiğini belirterek, analiz için ağı yerel ve küresel bilgilerini birlikte kullanan yarı-yerel bir yöntem sunmuştur. Söz konusu yöntemle elde edilen etkili kullanıcı sıralamaları derece merkeziliği, bağlı bileşenler, arasındalık merkeziliği, sayfa sıralaması ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

İspir ve Deniz (2017, s. 79), köşe yazarlarının Kasım 2015 seçimlerine ilişkin Twitter gündeminin en önemli 11 konu başlığını ve konuların önem derecelerini merkezilik dereceleri ile tespit etmişler; çalışmada UciNet, NetDraw yazılım araçlarını kullanmışlardır.

Arslan vd. (2019, s. 45), ekolojik aktivist örgütlenmelerin sosyal medya kullanımına ilişkin durumunu ortaya çıkarmak amacıyla, ekoloji ağında aktif olan aktörlerin ilişkilerini sosyal ağ analizi tekniğiyle incelenmişlerdir. Demir ve Ayhan (2020, s. 1), tweetler üzerinde sosyal ağ analiz yöntemini, NodeXL yazılımını, merkezilik dereceleri ölçümlerini kullanarak; politika ve kamu gündeminin belirlenmesinde aktörlerin etkinlik ve önem derecelerinin tespit edilmesini göstermiştir.

Bakan (2020, s. 138), 40 sanat okulunun, kurumsal Twitter kullanım düzeylerindeki farklılıkları ve iletişim yapısını ortaya çıkarmak amacıyla Twitter veri seti üzerinde yaptığı analizde, bireyler arası etkileşimleri sosyal ağ analiz yöntemi ve merkezilik dereceleri ölçümlerini kullanarak incelemiştir. Kobak (2022, s. 313), “Tiktok kapansın” gündemine ilişkin

topladığı veriler üzerinde Twitter kullanıcıları arasındaki iletişim ve kümeleşmeyi tespit etmek için, NodeXL uygulaması kullanarak sosyal ağ analizi yapmış, sonuçta düğümlerin genel yapısının bağımsız olduğunu, düğümler arası birebir etkileşimin düşük olduğunu tespit etmiştir.

Brandão vd. (2023, s. 95) sosyal ağ analizinin turizm sektöründe yenilikçi fikirlerin keşfine yönelik kullanımını konu alan kavramsal ve uygulamalı bir çalışma yapmış, metodolojik açıdan sosyal ağ analiz çerçevesini bibliyometrik olarak incelemiştir. Es'haghi ve Karamidehkordi (2023, s. 172), bir göl restorasyonu kapsamında birlikte çalışan iştirakçilerin, paydaşların aralarındaki iletişim ve ilişkilerini, projenin uygulanması konusunda etkileşim yoğunluğunu, paydaşlar arasındaki grupları ve etkileşimdeki zayıflığın projeyi nasıl etkilediğini sosyal ağ analiz teorisi ile ortaya koymuştur.

Rodda ve Bhavani (2023, s. 284), bir romandaki karakterlerin, topluluk oluşturma ve ayrışmalarını sosyal ağ analiz teorisi ile incelemiştir. Costa ve Ralha (2023, s. 1), sürekli gelişen dinamik sosyal ağlarda topluluk ve kritik aktörlerin tespiti için, modüler yoğunluk fonksiyonunun lokal optimizasyonuna dayalı derin güçlendirilmiş öğrenme stratejisi ile bir model önerisi geliştirmiştir.

Hastuti vd. (2023, s. 117), seçimlere ilişkin tweetlerden oluşan veri seti üzerindeki görüş analizi ile ilgili çalışmalarında, derece merkeziliği hesaplamalarının, önemli bireylerin tespitinde kullanılabileceğini, ancak bu şekilde tespit edilen aktörlerin popülaritelerinin (takipçi sayılarının) de değerlendirmelere dahil edilmesi gerektiğini ifade etmişler, analiz için Gephi yazılımını kullanmışlardır.

Aragon (2023, s. 216), deniz arkeolojisi alanında uyguladığı sosyal ağ analizinde, ülkeler arasındaki kültürel temaslarda mekânsal ve mekânsal olmayan unsurları entegre ederek arkeolojik kalıntılara yeni yorumlar getirmiştir. Bu çalışmada sosyal ağ analiz çerçevesi kullanılarak, gemi enkazları ile ülkelerin malzeme sevkiyatı, güç kontrolü gibi merkezilik durumları analiz edilmiş, analizde görselleştirme için Gephi yazılımı kullanılmıştır.

Pang vd. (2023, s. 1214), Aşk ve Entrika isimli drama eserindeki kahramanları sosyal ağ analizi yöntemi ile inceleyerek baş kahramanın tespit edilmesi için merkezilik derecelerini kullanmıştır.

Purbasari vd. (2022, s. 1), dijital inovasyon ekosisteminde en önemli rolleri oynayan aktörleri bulmak ve ağ yapısını elde etmek için Gephi uygulamasını kullanmış, uygulamada sosyal ağ analizi yaklaşımı ile aktörlerin ağ yapısı içinde merkezilik derecelerini tespit etmiştir.

Genel olarak metinsel veri setlerinin analizinde kullanılan safhalar, Twitter veri seti ağ analizinde de kullanılmaktadır. Çalışmadaki veri seti özellikleri, çalışmanın amacı ve analiz detaylarına bağlı olarak değişebilecek Twitter ağ analizi için sırasıyla; (i) verinin toplanması, ayıklanması ve analiz düzeyinin belirlenmesi adımlarından oluşan *verinin elde edilmesi*, (ii)



analize dahil edilecek aktör isimleri ve iletişim kanalının belirlenmesi, matris yapının oluşturulması, analiz için kullanılacak ölçüm araçları ve algoritmaların belirlenmesini kapsayan *verinin işlenmek üzere hazır hale getirilmesi*, (iii) analiz sonuçlarının elde edilmesi ve karşılaştırılmasını içeren *verinin işlenmesi*, (iv) elde edilen *sonuçların değerlendirilmesi* şeklinde bir yöntem izlenebilir.

### 1.1. Twitter Veri Seti

Karmaşık geniş ağ yapılarının tümünü klasik yöntemlerle analiz etmek zor olmakla birlikte, ağdaki tüm kullanıcılara ulaşmakta imkânsız olabilir. Bu durumda sınırlı sayıda kullanıcıya yönelik ağ analizleri daha uygulanabilir bir yöntemdir ve ağdaki etkili kullanıcılar üzerinden diğer kullanıcılara ulaşmak daha düşük maliyetlidir (Luo vd., 2020b, s. 378). Ayrıca ağdaki tüm kullanıcıları analiz etmeye çalışmak, etkisiz ya da çok düşük etkiye sahip kullanıcıları da analize sokarak analizi zorlaştırır (Isfaq vd., 2022, s. 9377). Örneğin tweet paylaşımında “yemek masa örtüsü” ifadesini kullandığı için bu çalışmanın veri setinde yer alan bir kullanıcı, “çevrimiçi yemek siparişi” konusunda paylaşımında bulunan veri setindeki diğer kullanıcılarla muhtemelen bir bağlantı ve etkileşim içinde değildir. Böyle bir kullanıcının, etkin kullanıcı ve topluluk seçimi için ağ analizine dahil edilmesi, anlamsız bir işlem olacağından ve faydasız şekilde analizdeki matris boyutunu büyüteceğinden analiz dışı dışı bırakılması gerekir.

Etkileşimi düşük kullanıcılar, söz konusu etkileşimin frekanslarına bağlı bir seçim ile analiz dışında tutulabilir. Twitter’da kullanıcı etkileşimlerinden olan RT ve bahsetme ağ içinde görünürlüğü, beğenme ise etkinliği sağlar (Chae, 2015, s. 253-255). Veri seti içindeki kullanıcılar, söz konusu etkileşimlerin frekanslarına göre sıralandığında, etkileşimi düşük kullanıcılar alt sıralarda yer alırlar. Belirlenen eşik frekans değeri üzerinde etkileşime sahip kullanıcılar ağ analizine dahil edildiğinde, eşik altındaki frekanslar seçim dışında bırakılmış olur. Böyle bir seçimde bile, anahtar kelimelerle isteğe bağlı olarak bir araya getirilmiş bu tür veri setlerinde; bir ağ olup olmadığı, kullanıcılar arasındaki iletişim ve bağlantıların durumu, kullanıcıların gündemi ne seviyede etkileyebildikleri, yönlendirebildikleri bilinmemektedir (Jeyasudha ve Usha, s. 1287). Ancak etkileşimi sağlayan özellikler kullanılarak iletişimin gücü, etkinliği tespit edilebilir.

Çalışma kapsamında, Güneş ve Arıkan (2023)’ın hazırladıkları 1 Ocak-31 Aralık 2020 tarih aralığına ait Twitter veri setinden elde edilen alt veri kümesi kullanılmıştır. Söz konusu veri seti çevrimiçi yemek siparişi konusunda; yemek siparişi, yemeksepeti siparişi, döner siparişi, lahmacun siparişi, hamburger siparişi, pide siparişi anahtar kelimeleri ile Twitter’dan çekilmiş 35 428 adet tweetten oluşan bir veri setidir. Bu veri setinden ağ analizi için kullanılacak alt veri seti, Twitter görünürlük ve etkinlik ölçütleri esas alınarak oluşturulmuştur. Bu kapsamda en çok RT’lenenler, en çok bahsedilen (mention) ve favoriye

eklenen (beğeni alan) toplam 4.728 tweet ve bu tweetlerin 66 kullanıcısı dahil edilmiştir. Alt veri kümesinin oluşturulmasına ilişkin detaylar, ağ analizi için matris yapının oluşturulması kısmında detaylandırılmıştır.

Söz konusu 66 kullanıcı ismi Tablo 1’de verilmiştir. Çalışmanın müteakip bölümlerinde Tablo 1’deki kullanıcı numaraları kullanılmıştır.

**Tablo 1:** Ağ analizinde kullanılan Twitter kullanıcı numara ve isimleri

0:@666lehce, 1:@abdulkadir06161, 2: @abdullahciftcib, 3: @adilomera1, 4: @afmsudan, 5: @AliYerlikaya, 6: @amanda_devik, 7: @artdbkglu, 8:@Asibelblonde, 9: @avozgeustun, 10: @ay_moon_ay, 11: @ayse_cng, 12: @bangtantr, 13: @besisko, 14: @bilgingokberk, 15: @burcincigerim, 16: @Can_Y_Can, 17: @cemreallly, 18: @CEngven, 19: @chabyhan, 20: @covid20loading, 21: @ctetikog, 22: @damlaaltuun, 23: @deepturkweb, 24: @delykalamis, 25: @dominoeffect34, 26: @enveryan, 27: @er_maannn, 28: @gela_wej, 29: @gtufekci, 30: @hallederiztamam, 31: @handebbyrkr, 32:@handelendi, 33: @hasankarsavuran, 34: @hatirliyoruz, 35: @ISTANist, 36: @ibrahimbagyapan, 37: @ihsanerkahraman, 38: @izmirevdekal, 39: @kagansaydan, 40: @KOXALBEY, 41: @lordsinov, 42: @mbagun11, 43: @mert_abras, 44: @merveyldrm2525, 45: @mervezell, 46: @mizantropii, 47: @mukinaber, 48: @ninegeek9, 49: @oguzhantesla, 50: @ozelegitimci_18, 51: @pillreder, 52: @saddandmad, 53: @sakizciko, 54: @sinoreyiz, 55: @srfzmr, 56: @thewizarddofoz, 57: @tinercimayki, 58: @toskofacts, 59: @UstAkilOyunlari, 60: @Wotah_, 61: @yarftm, 62: @yemeksepeti, 63: @yokmaalesef, 64: @zagortenay76, 65: @zehra_mete
--

Mevcut durumuyla veri setinde, konuya ilişkin görüşlerini ifade eden kullanıcılar arasında herhangi bir ilişkinin varlığı, sohbet ortamını yönlendirici etkiye sahip kullanıcıların olup olmadığı, paylaşılan görüşlerin gerçek müşterilere ait olup olmadığı bilinmemektedir. Bu bilgilerin tespit edilmesi, konuyla ilgili kullanıcıları etkileme ve eğilimleri yönlendirme gücüne sahip Twitter kullanıcı ve topluluklarının tespit edilmesi, bu kişi ve toplulukların promosyon, pazarlama, sektörel imajın güçlendirilmesi gibi maksatlarla kullanılması ve gerçek kullanıcılara ait geri bildirimlere ulaşılması açısından önemlidir (Dwivedi vd., 2021, s. 12).

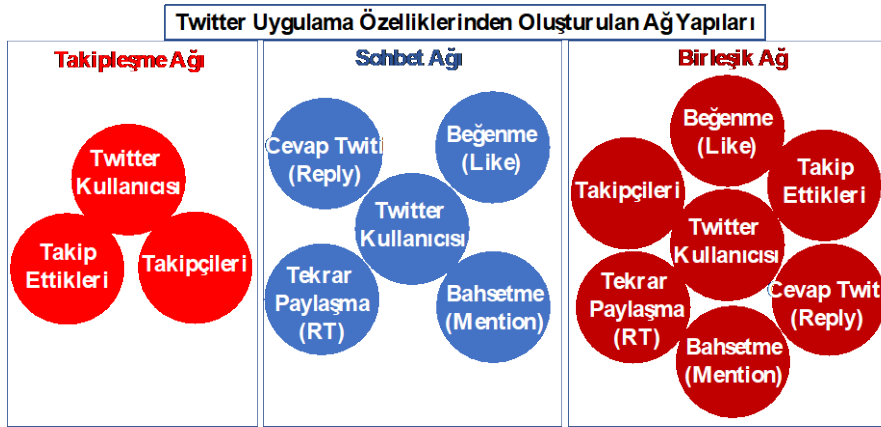
Bu maksatla çalışmada söz konusu 66 kullanıcı için düğüm seviyesi ve topluluk seviyesi analizler yapılmış ve farklı algoritmalar kullanılarak görselleştirilmiştir. Kullanılan algoritmalar arasındaki benzerlik ve farklılıklar uygulama sonuçları ile incelenmiş ve veri setindeki düğüm noktasını oluşturan kullanıcılara ve aralarındaki iletişime yönelik çıkarımlar yapılmıştır.

## 1.2. Twitter Ağ Analizi

Twitter gibi sosyal ağlarda takipleşme her zaman bağlantı için yeterli bir gösterge olmayabilir (Luo vd., 2020a, s. 71-74). Arkadaşlık ilişkisi ile oluşturulmuş bağlantılar olmadan da kullanıcılar arasında ilişki kurulabilir. Bir kullanıcı Twitter’ın özelliklerini kullanarak, bir ağ yapısı içinde yer alır. Kullanıcının ağ dağılımındaki erişim ve kontrolünü gösteren söz konusu yapı, ağ teorisindeki teknik ve ölçümler kullanılarak ortaya çıkarılabilir (Burt vd., 2013, s. 527). Twitter’a yönelik ağ analizi; (i) Twiter kullanıcıları, (ii) Twitter’daki içerik

paylaşım (retweet) özelliği, (iii) sohbet etme ya da başlatma özelliği (tweet yazma ve cevap verme) ve (iv) bir kullanıcının takip ettiği kullanıcılar ve bu kullanıcıyı takip eden diğer kullanıcı bilgilerini kapsayan takipçi ilişkilerine dayandırılarak yapılabilir ve bu ilişkiler üzerinden incelenen ağa ilişkin bilgiler ortaya çıkarılabilir.

Twitter uygulama özelliklerinin ağ yapıları Şekil 1’de gösterilmiştir. Twitter’da oluşturulan ağ türleri iki başlık altında toplanmıştır; (i) takip eden, takip edilen bilgisine dayanan arkadaşlık ağı, (ii) Twitter kullanıcıları arasında kişilerarası ilişki başlatan sohbet (reply ve bahsetme, retweet) ağı. Bu türlere birleşik analiz şeklinde sohbet ve takipçi ağının karma şekilde kullanımı ile üçüncü bir tür eklenebilir (Chae, 2015, s. 253-255).



Şekil 1: Twitter uygulama özelliklerinin ağ yapıları

Çalışmaya göre farklılık göstermekle birlikte, ağ analiz seviyeleri için genelde birbirine benzer isimlendirmeler yapılır. Kim vd. (2011, s. 196) düğüm ve ağ seviyesi analizler; Chae (2015, s. 253-255), Twitter’daki takipçi ve sohbet ağları için topolojik, merkezilik ve topluluk analizleri, Ağcasulu (2018, s. 1923) tüm ağ düzeyi, ilişki düzeyi ve aktör düzeyi başlıkları altında analiz çalışmaları yapmışlardır.

### 1.3. Twitter Ağ Analizi için Kullanılan Araçlar

Ağ çalışmalarında karar verilmesi gereken önemli konulardan biri ağ büyüklüğünün ve dış sınırlarının belirlenmesi hususudur. Twitter veri seti üzerinde yapılacak ağ analizinde sohbet ağının, takipçi ağının nerede durdurulacağına karar verilmelidir. Veri seti için matris yapı oluşturulurken, matrise dahil edilecek ilave bir aktörün tüm ağ yapısını katlayarak büyütebileceği unutulmamalıdır. Tüm ağ seviyesinde yapılacak analizlerde ortaya çıkan veri seti büyüklüğünün kontrol edilmesi sorunu düğüm seviyesi ağ analizi yapılarak aşılabilir (Ağcasulu, 2018, s. 1917-1918). Hangi aktörlerin ağ yapısına dahil edileceği konusunda; aktörlerin aralarındaki ilişkiler üzerinden hareket eden kartopu örnekleme ve başlangıçta hazırlanan bir liste üzerinden aktör belirleyen sayım örnekleme yöntemlerinden biri kullanılabilir (Everett ve Borgatti, 2013, s. 33-34).

İncelenecek konuya, amaca ve cevaplandırılacak sorulara göre uygun analiz ve algoritmaların seçilmesi ve yönetilebilir bir analiz ve ölçüm listesinin hazırlanması gerekir (Chae, 2015, s. 251). Genellikle düğüm ve ağ seviyesi analizlerde şu ölçütler kullanılmaktadır: (i) Düğüm seviyesinde yapılan analizde yerel ve yerel olmayan merkezilik ölçütleri kullanılır. Yerel merkezilik için genellikle iç ve dış merkezilik derecesi; yerel olmayan merkezilik dereceleri için derece, yakınlık, arasındalık ve özvektör merkezilikleri şeklinde ölçütler kullanılır. (ii) Ağ seviyesi analizinde, ağın yayılım ve kümeleme eğilimlerini belirleyen ölçütler kullanılmaktadır.

Ağ yapılarının analizi için yaygın olarak kullanılan bu ölçütleri kullanarak geliştirilen algoritmalar, ağ yapılarının düğüm ve ağ seviyesinde analizlerini kolaylaştırmaktadır. Ağ analizinde kullanılan algoritmaları Chau ve Xu (2012, s. 1191); en kısa yol ve kümeleme katsayısı gibi istatistiksel hesaplamaları esas alan topolojik analiz için kullanılan algoritmalar, derece merkeziliği gibi ağ içindeki esas düğümleri tespit etmeye yarayan merkezilik analizleri için kullanılan algoritmalar, ilişkilerin yoğunluklarına göre ağ içindeki grupları tespit etmek için kullanılan grafik tabanlı algoritmalar şeklinde üç başlık altında gruplandırmıştır.

Ağ analizi için yaygın olarak; derece, arasındalık, yakınlık, özvektör ve Katz merkezilikleri, sayfa sıralaması algoritması, Louvian metodu, Girvan-Newman algoritması, etiket yayılım algoritması, grafik oluşturucular, mesafe algoritmaları, bağlantı algoritması, kümeleme algoritmaları, bağlantı öngörü algoritması, Fruchterman-Reingold algoritması, Harel-Koren hızlı-çok ölçekli grafik algoritmaları kullanılmaktadır.

Bu algoritmaları kullanarak ağ analizleri ve analiz sonuçlarının görselleştirilmesi için kullanılan çok sayıda yazılım, uygulama, kütüphane mevcuttur. Bunlardan yaygın olarak kullanılanlar şunlardır: UciNet, Pajek, Netminer, Multinet, Gephi, Igraph, Statnet, Socnet, Cytoscape, NetworkX. Kullanılacak veri seti büyüklüğüne, hız ve performans beklentilerine, uygulamaların kapasitelerine göre analiz için uygun olanlardan biri seçilebilir. Uygulamaların özellikleri açısından farklı yönleri ön plana çıkmaktadır. Örneğin Ucinet güçlü matris analiz işlemleri gerçekleştirebilir; Pajek ve Netminer büyük boyutlu ağların analizi için kullanılabilir; Multinet geniş ve dağınık ağ yapılarının analizine uygundur; Igraph ağ analizi için kullanılan birçok algoritmadan yararlanır, üç boyutlu görselleştirme yapabilir; Statnet'in analiz, simülasyon ve görselleştirme özellikleri vardır; Socnet ise kullanıcı dostu özelliği ile ön plana çıkar (Burhan vd., 2017, s. 3). Gephi, ağ yapılarını üç boyutlu görselleştirebilen, büyük ağ yapılarını gerçek zamanlı gösterebilen, esnek ve çoklu görev mimarisine sahip bir yazılımdır (Bastian vd., 2009, s. 361). NetworkX, Python programlama dili ile çalışan ve grafikleri çok sayıda farklı formatta gösterebilen bir kütüphanedir.

NetworkX, birçok standart grafik algoritmasını, ikili ve çoklu grafikler için veri yapılarını kapsayan, karmaşık ağ yapı ve dinamiklerini oluşturmak ve değiştirmek için kullanılan bir Python kütüphanesidir (NetworkX Developers, 2023, par.1). Klasik ve rastgele grafikler ve sentetik ağlar için iteratif döngüler yaratacak gerekli fonksiyon üreticileri

(generators) içerir (Uzun, 2023, par.2). Karmaşık ağ yapıları için düğüm bilgisi olarak metin, görüntü, XML dosyaları ve kenar bilgisi olarak ağırlıklandırma puanları, zaman serileri gibi verileri işleyebilen, açık kaynak kodlu bir kütüphanedir (NetworkX Developers, 2023).

Bu çalışmada Python programlama dili ile NetworkX ve Graphviz kütüphanesi kullanılarak ağ analizleri yapılmıştır. Söz konusu kütüphanelerde de mevcut olan ve ağ analizinde kullanılan bazı algoritmalar özellikleri ile Tablo 2’de verilmiştir (NetworkX Developers, 2023).

**Tablo 2:** Ağ analizinde kullanılan algoritmalar

Algoritma	Algoritmanın kullanım amacı / özelliği
Derece merkeziliği	Düğümün ağ içindeki merkeziliklerinin, önem derecelerinin tespiti
Arasındalık merkeziliği	
Yakınlık merkeziliği	
Özvektör merkeziliği	
Katz merkeziliği	
Louvain metodu	Topluluk tespiti
Girvan-Newman	
Etiket yayılım (label propagation)	
Erdős-Rényi	Ağın yüksek ya da düşük kümeleme katsayılarını kullanarak ağ yapısının özelliklerinin tespiti
Watts-Strogatz	
Mesafe algoritmaları	En kısa yol, ortalama en kısa mesafe, ağ çap ve yarıçapı gibi istatistiksel özelliklerin tespiti
Bağlantı algoritmaları	Ağ içindeki topluluk oluşturan bileşen ve izole kalmış düğümlerin tespiti
Kümeleme algoritmaları	Topluluk oluşturma eğilimlerinin tespiti
Adamic-Adar indeksi	Düğümler arası bağlantı ihtimalini öngörme
Tercihli bağlantı (preferential attachment)	
Jaccard katsayısı	

Ağ analizleri için çalışma kapsamında Tablo 2’de yer alan algoritmalarından derece, arasındalık, yakınlık ve özvektör, sayfa sıralaması, katz merkezilikleri, Girvan-Newman, etiket yayılım, bağlı bileşenler, kümeleme katsayısı, Jaccard katsayısı ve Harel-Koren (NetworkX Developers, 2023), Fruchterman-Reingold (NetworkX Developers, 2023) kullanılmıştır.

Ağ yapı ve analizlerinin doğru anlaşılabilmesi, okunabilmesi için uygulama ve yazılımlar tarafından kullanılan farklı gösterim şekilleri Tablo 3’te verilmiştir (ArcGIS Pro, 2023).

**Tablo 3:** Ağ yapıları için gösterim şekilleri

Ağ Yapıları Gösterim Şekilleri
Kuvvet yönlendirmeli gösterim, Açık yönelimli düzen, Sıkıştırılmış gösterim, Grid gösterim, Matris yapı şeklinde gösterim, Doğrusal yönlü gösterim, Ana halka düzeni, Parçalı örtüşen kenar düzeni, Gen ve ağaç düzenleri (hiyerarşik düzen, ana hat ağaç düzeni, radyal ağaç düzeni, akıllı ağaç düzeni, dönen ağaç düzeni), İlişkisel ve metabolik düzen, Göreceli ana hat düzeni ve uzamsal (mekânsal) yayılım düzeni, Diagram kenarları düzeni, Üç boyutlu gösterim.

Çalışma kapsamında da bir kısmı kullanılan NetworkX ve Graphviz kütüphanelerinin grafik düzen gösterimleri Tablo 4’te verilmiştir (NetworkX Developers, 2023; Graphviz, 2022).

**Tablo 4:** NetworkX ve Graphviz kütüphanelerinin ağ grafik düzenleri

NetworkX ve Graphviz Kütüphanelerinde Kullanılan Ağ Grafik Düzenleri
İki parçalı düzen, dairesel düzen (Circo), Kamada-Kawai düzeni, Yeniden ölçeklendirilmiş düzen, Kabuk düzen, Yay düzeni, Spektral düzen, Sarmal düzen, Çok parçalı düzen, Rastgele düzen, Düzlemsel düzen, Hiyerarşik ya da katmanlı nokta düzeni (dot), Yay modeli (Neato) düzeni, Kuvvet yönlendirmeli yerleşim düzeni (Force-Directed Placement-FDP), Ölçeklenebilir kuvvet yönlendirmeli yerleşim düzeni (Sparse Force-Directed Placement-SFDP), Dairesel düzen, Radyal düzen (Radial Layout-Twopi), Sıralı spektral birleşim (Ordered Spectral Agglomeration-Osage), Yamalı çalışma düzeni (Patchwork).

#### 1.4. Ağ Analizi için Matris Yapının Oluşturulması

Yazılım ve uygulamalardan ağ analiz sonuçlarının alınabilmesi ve görselleştirilebilmesi için matris yapıya dönüştürülmesi gerekir. Komşu matrisler (adjacency matrices) olarak adlandırılan yapı, aktör sayısının karesi büyüklüğündedir. Matris yapının satır ve sütun başlıkları aktörlerin isimlerinden, matrisin hücre içinde ise aktörler arasında ilişkinin varlığı ve kuvvetini göstermektedir (Ağcasulu, 2018, s. 1922).

Ağ analizi için matris yapı, Twitter kullanıcıları arasındaki retweet, bahsetme ve favoriye ekleme (beğenme) ilişkileri üzerinden oluşturulmuştur. Çalışmada ağ analizine yönelik matris yapının oluşturulması amacıyla sırasıyla şu işlemler gerçekleştirilmiştir: (i) En çok RT alan ilk 25 tweetin kullanıcı isimleri, en çok RT’leme yapan 25 kullanıcı ismi ve 1000’den daha fazla favoriye alınan/beğeni alan tweetlerin kullanıcı isimleri birleştirilerek bir liste hazırlanmış, (ii) birden fazla tekrar eden kullanıcı isimlerinin tekrarları listeden ayıklanmış ve 66 kullanıcı ismi belirlenmiş, (iii) Kullanıcı adı ve Tweet metni şeklindeki (35 428 tweetten oluşan) Excel tablosu her iki sütununda aynı anda 66 isimden birini içerecek şekilde (@kullanıcıismi şeklinde yazılarak) filtrelenmiş, böylece 66 kullanıcının birbirleri hakkındaki/arasındaki sohbeti içeren tweetlerden oluşan alt veri seti oluşturulmuş, alt veri setinin dört satırlık örneği aşağıda Şekil 2’de gösterilmiş, (iv) satır ve sütun isimleri 66 kullanıcı isminden oluşan 66x66’lık bir matris yapı oluşturulmuş, (v) matristeki hücrelere Şekil 2’de örneği gösterilen alt veri setinden kullanıcılar arasında tespit edilen iletişim frekansları (RT/bahsetme sayıları) yazılmıştır.

Kullanıcı Adı	Twit Metni
@yarftm	hizmet alamıyoruz nedennnn. Dükkanında sipariş bekleyen insanları ne yerine koyuyorsunuz.
@zagortenay76	@zagortenay76 Merhaba Nevzat bey Kadıköy'de yemek sepeti vale kullanıcısıyız.aylardır yaşadığımız mağduriyeti defalarca birimlerinize ilettik. Ama sonuç alamadık. Günün her saati saatlerce bölgemiz kısıtlanıyor ve müşterilerimiz sipariş veremiyor.
@yarftm	@nacikahraman @zagortenay76 Yemek sepeti vale kullanıcısıyız %33 +KDV ödüyoruz . Ama iyi bir hizmet alamıyoruz. Kendileri isteyince yoğunluktan sistemimizi kısıtlıyorlar müşteriler sipariş veremiyor.
@zagortenay76	@zagortenay76 Dünden beri kapatıyorlar ve maillere telefonlara cevap vermiyorlar. Ya bölgeyi kapatırlar yoğunluktan ya sistem hataları yüzünden de hem müşteriden hem bizden 4.90 ücret alıyorlar buna da sistem hatası diyorlar.
@zagortenay76	@zagortenay76 Dünden beri kapatıyorlar ve maillere telefonlara cevap vermiyorlar. Ya bölgeyi kapatırlar yoğunluktan ya sistem hataları yüzünden de hem müşteriden hem bizden 4.90 ücret alıyorlar buna da sistem hatası diyorlar.
@zagortenay76	@zagortenay76 Dünden beri kapatıyorlar ve maillere telefonlara cevap vermiyorlar. Ya bölgeyi kapatırlar yoğunluktan ya sistem hataları yüzünden de hem müşteriden hem bizden 4.90 ücret alıyorlar buna da sistem hatası diyorlar.

Şekil 2: Kullanıcılar arasındaki iletişim-bahsetme tweeti

Matris yapıda hücre içine yazılan değer, şu şekilde bir örnekle açıklanabilir. Şekil 2’de kesiti verilen veri seti satırlarında @yarftm kullanıcısının, @zagortenay76 kullanıcısından bahsettiği bir tweeti görülmektedir. Tüm veri seti içinde bu şekilde iki kullanıcı arasında toplam 8 bahsetme iletişimi tespit edilmiştir. Sonuç olarak matris yapıda iki kullanıcı isminin kesişimine 8 rakamı yazılmıştır.

Söz konusu işlemlerden sonra ağ analizi için elde edilen komşuluk matrisinden bir kesit Tablo 5’te gösterilmiştir.

Tablo 5: Komşuluk matrisinden bir kesit

	@UstAkilOyulari	@Wotah_	@yarftm	@yemeksepeti	@yokmaalesef	@zagortenay76	@zehra_mete
@UstAkilOyulari	0	0	0	0	0	0	0
@Wotah_	0	0	0	0	0	0	0
@yarftm	0	0	0	0	0	8	0
@yemeksepeti	0	0	1	0	0	11	1
@yokmaalesef	0	0	0	0	0	0	0
@zagortenay76	0	0	0	0	0	0	0
@zehra_mete	0	0	0	2	0	0	0

Ağ ilişkisi hesaplamalarının yapılması ve görselleştirilebilmesi amacıyla yazılım ile uygulama yapabilmek için, düğümler arasındaki ilişkileri gösteren Tablo 5’teki gibi bir matris yapıya ihtiyaç vardır.

## 2. BULGULAR

66 Twitter kullanıcısının oluşturduğu ağ yapısının özellikleri, merkezilik ve topluluk oluşturma durumları ile kullanıcılara ilişkin diğer özellikleri incelenerek takip eden maddelerde sıralanmıştır.

## 2.1. Twitter Kullanıcılarının Merkezilik Durumları

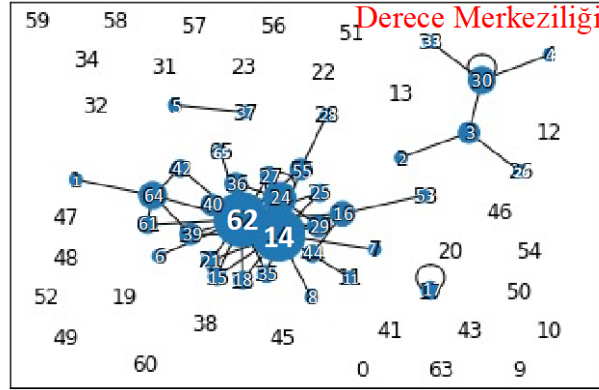
Merkezilik dereceleri, düğümlerin göreceli olarak önemini belirleyen bir ölçüttür. Ağdaki merkezi düğümler, ağdaki kritik düğümlerin belirlenmesi için kullanılır. Kritik düğümler ise ağ yapısından çıkarıldığında ağ içindeki iletişimi önemli derecede olumsuz etkileyen düğümlerdir. Merkezi düğümlerin tespit edilmesi için en çok kullanılan merkezilik ölçütleri derece merkeziliği, arasındalık ve yakınlık merkeziliğidir. Bu ölçütlerin farklı avantaj ve dezavantajları vardır. Derece merkeziliği grafikteki sadece yerel bilgileri kullanır ve hesaplamalar açısından karmaşıklığı düşüktür; diğer yandan yakınlık ve arasındalık merkeziliği grafiğin genel yapısına ait bilgileri kullanır ve hesaplamalar açısından daha karmaşıktır (Uğurlu, 2022, s. 2). Ayrıca özvektör merkeziliği ve sayfa sıralaması, düğümün bağlandığı düğümlerin de önemini hesaplamalara dahil eden merkezilik ölçütlerindedir. Hesaplamalarda ağ yapısının farklı değerlerini kullanarak farklı özelliklerini öne çıkaran merkezilik ölçütlerinden birine göre kritik olan düğüm, diğer bir ölçüt tarafından tespit edilmeyebilir.

Sosyal ağ analiziyle, ağlarda etkin olan ana aktörler ve bu ana aktörlerin rollerinin tespit edilmesi sağlanmaktadır. Sosyal medya ağlarında gündemin birden fazla belirleyicisi olabilmektedir (Demir ve Ayhan, 2020, s. 16). Ağ içinde güçlü aktörlerin etkisi bilinmekle birlikte, zayıf bağların da güçlü bağlardan daha fazla sayıda aktöre ulaşarak etkili olabildiği belirtilmektedir (Granovetter, 2015, s. 1369). Bu durumun Twitter'daki zayıf bağlarda da görülebildiği, zayıf bağlara sahip aktörlerin bilgi yayılımı açısından yüksek etkiye sahip olabildikleri belirtilmektedir (Shi vd. (2014, s. 140). Tüm bu aktörler farklı özellikleri nedeniyle ağ içinde etkinlik gösterebilirler ve bu aktörler farklı merkezilik ölçütlerinin kullanılması ile ortaya çıkarılabilir.

### 2.1.1. Derece Merkeziliği

En temel merkezilik ölçütlerinden biri olan derece merkeziliği, hesaplaması en kolay ölçütlerdendir. Düğümün sahip olduğu bağlantı sayısı, düğümün derecesini verir, derece ne kadar yüksekse düğüm o kadar merkezi konumdadır. İletişimde ve bilgi akışında merkezi konumda ve baskın olmayı ifade eden derece merkeziliği etkili bir ölçüm aracıdır, çünkü yüksek dereceye sahip birçok düğüm, diğer ölçütlere göre de yüksek merkeziliğe sahiptir (Freeman, 1978, s. 219). Şekil 3'de (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:neato) kullanıcıların ağ içindeki derece merkezilikleri, merkezilik değerlerinin yüksekliği ile orantılı büyüklükte gösterilmiştir. 62, 14, 24, 30, 64, 16, 3, 29, 36 ve 39 numaralı kullanıcılar, ağdaki en yüksek derece merkeziliğine sahip kullanıcılardır. Bu kullanıcılar, bilgiye ulaşma ve kendine ulaşan bilgiyi daha kolay yayabilme güçleri nedeniyle ağdaki en etkili kullanıcılardır.





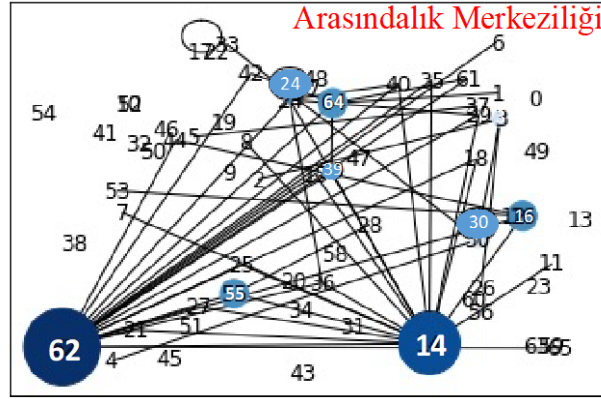
Şekil 3: Derece merkeziliği

### 2.1.2. Arasındalık Merkeziliği

Arasındalık merkeziliği, birbiri ile bağlantısı olmayan düğümlerin birbirine bağlanmasını sağlar, bağlantısız düğümlerin arasında köprü görevi görür. Böylece bağlantısız düğümler arasında bilgi akışı sağlanmış olur ve bu bilgi akışı üzerinde kontrol bu bağlantıyı sağlayan düğümdedir (Balkundi ve Kilduff, 2006, s. 433). Bu bağlantıları sağlayan en kısa yol üzerinde yer alan düğümlerin arasındalık merkeziliği yüksektir. Arasındalık merkeziliği ağ yapısı içinde dar boğaz etkisi gösteren düğümlerin tespit edilmesini sağlar.

Kullanıcıların, arasındalık merkezilik değerlerine göre ağ içinde konumlanışları Şekil 4'te (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi: random) verilmiştir. Arasındalık merkezilik değerlerine göre kullanıcılar; 62, 14, 16, 64, 55, 3, 30, 39 ve 24 şeklinde sıralanmaktadır. Bu kullanıcılardan yalnızca beş tanesi ağ düzeninde görülmekte, bunlardan 62 ile 14 diğerlerine göre daha büyük boyutlu olarak görülmektedir. Ağ düzeninde gözükmeyen diğer dört kullanıcının (3, 30, 39 ve 24 numaralı) değerlerinin ise sıfıra yakın derecede düşük olduğu görülmektedir. Derece merkeziliği grafiğinde olduğu gibi arasındalık merkeziliği değerlerine göre yerleşimde de değeri en yüksek olan bu iki kullanıcının, ağın merkezine en yakın kullanıcı olması beklenen bir durumdur. Burada sıralanan kullanıcılar, ağdaki en fazla sayıda kısa yola sahip kullanıcılardır ve diğer kullanıcılar arasında geçiş noktası olma özelliğine sahiptirler. Söz konusu kullanıcıların bu konumları, onlara diğer ikili kullanıcı grupları arasında bilgi akışını engelleyebilme gücü vermektedir ve bu nedenle de ağ içinde önemli bir konumdadırlar.

Ağdaki diğer tüm kullanıcıların arasındalık değerleri sıfırdır. Bu kullanıcılarda Şekil 4'te görülen hiçbir başka kullanıcı ile bağı olmayan izole durumdaki kullanıcılardır.

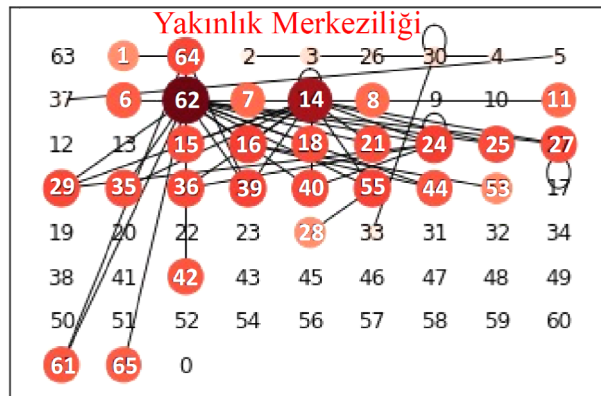


Şekil 4: Arasındalık merkeziliği

### 2.1.3. Yakınlık Merkeziliği

Yakınlık merkeziliği, düğümün diğer tüm düğümlerle arasındaki en kısa yol ortalamasının bir ölçüsüdür. Yakınlık merkeziliği, düğümün diğer düğümlere ne kadar yakın olduğunu gösterir ve yakınlık ise o düğümden diğer düğümlere olan iletişimin hızı hakkında bilgi verir. Bu açıdan örneğin bir hastalığın yayılma hızında yakınlık merkezilik ölçüsünün kullanılması tercih edilir.

Ağdaki kullanıcıların yakınlık merkeziliği değerlerine göre ağdaki konumları Şekil 5'te (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:osage) gösterilmiştir. Ağdaki diğer tüm kullanıcılara olan yakınlığı ifade eden yakınlık merkezilik değerlerine göre kullanıcılar; 62, 14, 16, 24, 39, 55, 29 ve 36 şeklinde sıralanmaktadır.



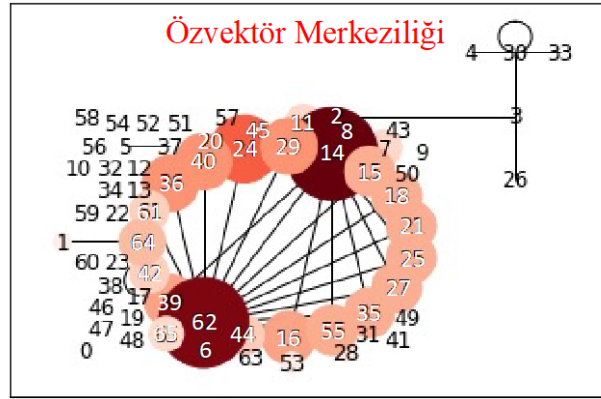
Şekil 5: Yakınlık merkeziliği

### 2.1.4. Özvektör Merkeziliği

Özvektör merkeziliğine göre ağ yapısı içindeki bir düğümün sahip olduğu bağlantılar eşdeğer değildir. Bir düğüm, bağlandığı düğümün değerinin yüksekliği seviyesinde değer kazanır. Az sayıdaki yüksek değerli bağlantıya sahip olmak, çok sayıdaki düşük değerli bağlantıdan daha önemli olabilir (Newman, 2012, s. 5). Bu açıdan özvektör merkeziliği ile Twitter'da oluşturulan bir ağda, düğümlerin ne kadar kaliteli bağlantıya ve etkileşime sahip

oldukları tespit edilir ve değeri düşük bağlantıların etkisi azaltılır. Bir tepe noktasında yer alan bağlantıların sayısına ve kalitesine bağlı bir merkezilik kazandıran özvektör merkeziliği, sosyal ağ analizlerinde tercih edilen bir merkezilik ölçüsüdür ve direkt bağlı olan düğümlerin yanı sıra ve direkt bağlı olmayan bir sonraki düğümleri de hesaplamalara dahil eder (Disney, 2020, par.6).

Şekil 6'da (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi: circo) özvektör merkezilik derecelerine kullanıcıların konumlanmaları gösterilmiştir. Kullanıcılardan özvektör merkezilik değerleri yüksek olanlar, diğerlerine göre daha koyu renkle gösterilmiştir. Ağ içinde kurulan ilişkilerde en önemli ilk on kullanıcı 14, 62, 24, 40, 29, 36, 39, 16, 55 ve 35 numaralı kullanıcılardır. Önemli komşulara da sahip olmaları nedeniyle kendileri de ağ içinde önemli konumdaki kullanıcılardır.

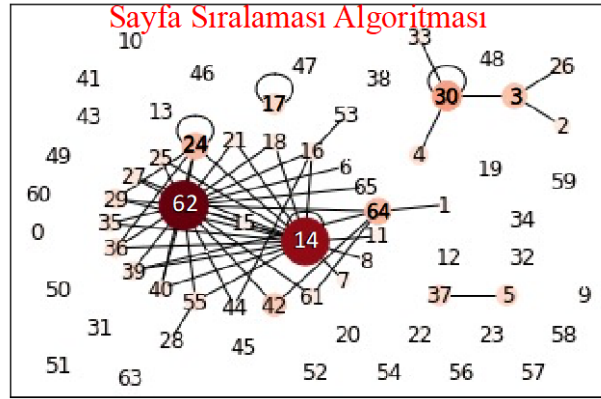


Şekil 6: Özvektör merkeziliği

### 2.1.5. Sayfa Sıralaması

Arama motoru sonuçlarında internet sitelerinin sıralaması için kullanılan sayfa sıralama algoritması, bir internet sitesinin, diğer sitelerden aldığı bağlantı sayı ve kalitesini kontrol ederek ağırlıklandırma yapar. Bağlantıları değerlendiren bu algoritma ağ içindeki aktörlerin etkinliklerinin ölçümü için kullanılabilir. Sayfa sıralama algoritması, özvektör merkeziliğinin bir çeşididir, özvektör merkeziliğinden farkı bağlantı yönünü ve düğüme gelen bağlantıları dikkate almasıdır (Gürsakal, 2009, s. 98; Seohocası, 2023, par.3; Günaçar, 2023, par.2).

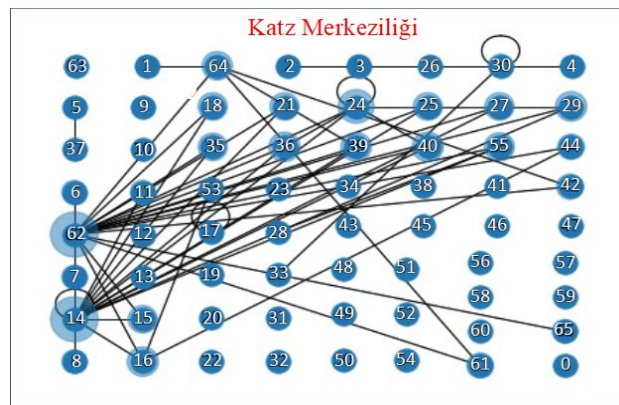
Düğüm noktalarının önem derecesini belirleyen bu algoritma sonuçları Şekil 7'de (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:twopi) ve ağdaki en yüksek ağırlık puanına sahip kullanıcılar diğerlerine göre daha koyu renkle olacak şekilde gösterilmiştir. Bu algoritmaya göre önem derecesi en yüksek ilk on sıralaması; 62, 14, 30, 64, 24, 3, 42, 5, 17 ve 37 numaralı kullanıcılar şeklinde ortaya çıkmıştır.



Şekil 7: Sayfa sıralaması

### 2.1.6. Katz Merkeziliği

Katz merkezilik algoritması, düğümlerin komşu düğümlerle sahip oldukları hem doğrudan ve hem dolaylı bağlantıları hesaba katarak merkezilik hesaplaması yapar. Katz merkezilik değeri yüksek olan düğümün bulunduğu ağ içinde, bilgi ve kaynak akışının sağlanması açısından daha yüksek önemde olduğu kabul edilir. Katz merkeziliği doğrudan ve dolaylı bağların hepsini hesaplamaya dahil ettiği için, sadece doğrudan bağlantıları dikkate alan derece merkeziliği hesaplamasına göre daha kapsamlıdır. Katz algoritması ile yapılan merkezilik hesaplaması sonucunda elde edilen merkezilik önem dereceleri Şekil 8’de gösterilmiş, önem derecesi en yüksek ilk on kullanıcı sıralaması; 62, 14, 24, 29, 36, 40, 16, 39, 64 ve 55 numaralı kullanıcılar şeklinde ortaya çıkmıştır. Şekil 8’deki (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:patchwork) gösterimde kullanıcılar, Katz merkezilik değerlerinin yükseklikleri ile orantılı olacak şekilde gösterilmiştir.



Şekil 8: Katz merkeziliği

Yukarıda incelenen altı merkezilik değerlerine göre ilk on sıradaki kullanıcı listesi Şekil 9’da verilmiştir.

Derece Merkeziliği	Arasındalık Merkeziliği	Yakınlık Merkeziliği	Özvektör Merkeziliği Sıralaması	Katz Merkeziliği	Sayfa Sıralaması
62	62	62	14	62	62
14	14	14	62	14	14
24	64	16	24	24	30
30	55	24	2	29	64
64	16	39	26	36	24
16	3	55	29	40	3
3	30	29	36	16	42
29	39	36	40	39	5
36	24	40	54	64	17
39	0	64	39	55	37

Şekil 9: Merkezilik değerlerine göre ilk on kullanıcı sıralamaları

Çalışma kapsamında kullanıcıların etkinliklerinin belirlenmesi için, sırasıyla şu işlemlerle ağırlıklı ortalama puan hesabı yapılmış ve sıralama belirlenmiştir: (i) Her bir merkezilik sıralaması için kullanıcılara buldukları sıraya göre, birinci sıradan son sıraya doğru 66'dan (burada 66 kullanıcıya yönelik sıralama yapıldığı için) bire kadar ağırlık değeri verilmiş ve bu değer kullanıcının o merkezilik derecesindeki sıra numarası ile çarpılmıştır. (ii) Elde edilen değer altı ile bölünerek kullanıcının ortalama ağırlıklı puanı tespit edilmiştir.

Kullanıcıların etkinlik sıralaması için, Fei vd. (2017)'nin çalışmasındaki minimum, maksimum ve medyan değerlerinin kullanımına benzer şekilde ortalama ve medyan değerleri ile de sıralama yapılmıştır. Buradaki ortalama ve medyan değerleri, her bir kullanıcının altı merkezilik derecesinden elde edilen ortalama ve medyan değeridir.

Her üç yöntem ile elde edilen kullanıcıların etkinlik sıralamaları Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6: Kullanıcıların ağırlıklı puan, ortalama ve medyan değerlerine göre sıralaması

Kullanıcıların Ağırlıklı Puan-Ortalama-Medyan Değerlerine Göre Sıralaması
62:1-1-1 / 14:2-2-2 / 24:3-3-3 / 29:4-5-5 / 16:5-4-4 / 36:6-6-6 / 40:7-7-7 / 39:8-9-8 / 64:9-8-9 / 55:10-10-10 / 15: 11-16-11 / 18:12-11-12 / 21:13-15-13 / 25:14-14-14 / 27:15-13-15 / 35:16-14-16 / 42:17-17-17 / 44:18-19-18 / 61:19-18-20 / 30:20-22-17 / 2:21-26-28 / 26:22-27-29 / 6:23-21-25 / 65:24-20-24 / 7:25-23-21 / 8:26-25-22 / 11:27-24-23 / 53:28-28-30 / 3: 29-37-26 / 54:30-31-46 / 28:31-29-31 / 1:32-30-33 / 41:33-32-42 / 17:34-33-27 / 4:35-56-32 / 33:36-35-36 / 5:37-66-34 / 45:38-34-43 / 0:39-38-37 / 19:40-36-40 / 10:41-40-38 / 37: 42-65-35 / 13:43-42-39 / 12:44-50-53 / 9:45-53-52 / 31:46-44-41 / 23:47-51-56 / 32:48-46-49 / 20:49-58-54 / 49:50-41-45 / 43:51-47-50 / 48:52-43-44 / 38:53-54-58 / 22:54-60-55 / 47:55-49-60 / 58:56-39-47 / 34:57-64-57 / 56:58-48-51 / 46:59-61-59 / 59:60-45-48 / 50:61-59-61 / 60:62-52-65 / 52:63-63-63 / 51:64-62-62 / 57:65-57-64 / 63:66-55-66
Not: Siyah renk, kullanıcı numaralarını; kırmızı renk kullanıcıların ağırlıklı puanlarına göre sıralamasını; mavi renk, kullanıcıların ortalama değerlerine göre sıralamasını ve yeşil renk, kullanıcıların medyan değerlerine göre sıralamalarını göstermek için göstermek için kullanılmıştır.

Söz konusu sıralamaların birbirleri ile uyum ve benzerliklerinin değerlendirmesi için; bu maksatla kullanılan Kendal Tau sıralama korelasyon katsayısı (Kendall Tau), Spearman sıralama korelasyonu (Spearman Ranking Correlation), Spearman Footrule uzaklık ölçüsü (Spearman Footrule Distance), sınıflar arası korelasyon katsayısı (Interclass Correlation

Coefficient-ICC) ölçütleri kullanılmıştır (Zhong vd., 2018; El-Hashash ve Shiekh, 2022). Ağırlıklandırılmış puanla oluşturulan etkin kullanıcı sıralamasının, söz konusu ölçütlere göre ortalama ve medyan değerleri ile yapılan sıralamalarla benzerlikleri Tablo 7’de verilmiştir.

Tabo 7’de ICC dışındaki üç karşılaştırmanın ortalaması alındığında, ağırlıklandırılmış ortalama ile yapılan kullanıcı etkinlik sıralamasının; ortalama değerlere göre yapılan sıralama ile 86,5% ve medyan değerine göre yapılan sıralama ile 92.81% benzerliği olduğu görülmüştür. Bu benzerliğin ICC karşılaştırmasından elde edilen değerle de uyumlu olduğu görülmektedir.

**Tablo 7:** Kullanıcıların ortalama ve medyan değerlere göre benzerlik karşılaştırması

Ağırlıklandırılmış Ortalama Sıralamasının Ortalama ve Medyan Değerlere Göre Yapılmış Sıralamalarla Benzerlik Karşılaştırması		
	Ortalama Değerlere Göre	Medyan Değerlerine Göre
Kendall Tau	80.76 %	87.95 %
Spearman Sıralama Korelasyonu	92.74%;	97.13%
Spearman Footrule Uzaklık Ölçüsü	86.02%	93.35%
ICC	292	194

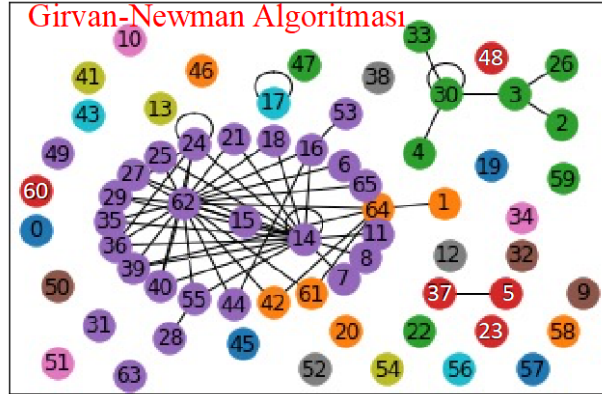
Not: ICC değeri, sıralı iki liste arasındaki benzersizlikleri hesaplar, değer küçüldükçe benzerlik artar.

Ağırlıklı ortalama puan hesaplamasıyla, ortalama ve medyan değerlerinde olduğu gibi etkin bir sıralama yapılabilirdiği, bu sıralamanın güçlü bir şekilde medyan yöntemi ile benzer sonuçlar ürettiği görülmektedir.

## 2.2. Ağ İçindeki Toplulukların Tespiti

### 2.2.1. Girvan-Newman Algoritması

Girvan-Newman algoritması, bir ağ içindeki topluluğu, kümelenmeyi tespit etmek amacıyla kullanılan bir algoritmadır. Algoritma arasındalık değerini kullanarak çalışır, başlangıçta tüm düğümler için arasındalık değerleri hesaplanır. Arasındalık değeri en yüksek olan kenar başlangıç ağından çıkarılır. Bu çıkarma işleminden etkilenen tüm kenarlar için arasındalık değerleri yeniden hesaplanır. Bu hesaplama işlemi, ağ içinde kenar kalmayana, ağ başka bir düğümlerle bağlanamaz hale gelinceye kadar tekrarlanır ve sonuçta algoritma bir ağaç diyagramı elde ederek toplulukları tespit eder (Girvan ve Newman, 2002, s. 7826). Algoritma, küçük ve orta seviyeli ağ analizleri için daha uygundur. Algoritma ile ağ içinde oluşan topluluklar farklı renklerle, Şekil 10’da gösterilmiştir.

**Şekil 10:** Girvan-Newman algoritması

Şekil 10'da gösterilen topluluk içinde yer alan kullanıcıların listesi Tablo 8'de verilmiştir.

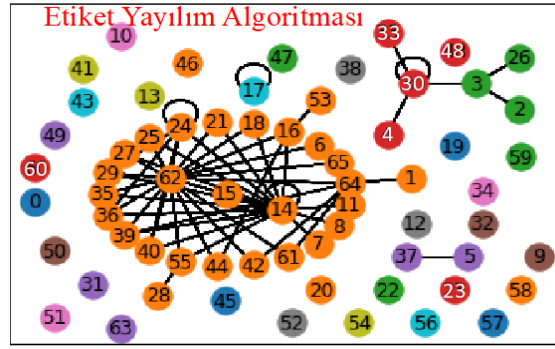
**Tablo 8:** Girvan-Newman algoritması ile tespit edilen topluluklar

Topluluklar	Topluluk Elemanları
Topluluk-1 (Eflatun)	{6, 7, 8, 11, 14, 15, 18, 21, 24, 25, 27, 28, 29, 35, 36, 39, 40, 55, 62, 65}
Topluluk-2 (Yeşil)	{33, 2, 3, 4, 26, 30}
Topluluk-3 (Turuncu)	{64, 1, 42, 61}
Topluluk-4	{16, 44, 53}
Topluluk-5 (Kırmızı)	{37, 5}
Topluluk-Diğer	Ağdaki diğer tüm kullanıcılar (31 kullanıcı) tek üyeli birer topluluk olarak belirlemiştir.

### 2.2.2. Etiket Yayılım Algoritması

Etiket yayılım algoritması sınıflandırma ve kümeleme için kullanılan yarı gözetimli bir algoritmadır. Algoritma, etiketli bir düğümden, etiketsiz düğüme düğümler arasındaki benzerlikleri kullanarak ve etiketleyerek çalışır. Algoritma, iteratif olarak her düğümdeki etiketi, düğümün komşularıyla bağlantılı olarak günceller. Algoritma yayılım için düğümler arasındaki benzerliğe göre etiketleme yapar (Neo4j, 2023, par.4).

Twitter kullanıcıları arasındaki bağlar, etiket yayılım algoritması ile elde edilen ağ yapısı Şekil 11'de gösterilmiştir.



Şekil 11: Etiket yayılım algoritması

Bu algoritma ile 34 topluluk tespit edilmiş ve ağdaki birden fazla üyesi olan topluluklar Tablo 9’da gösterilmiştir. İlk dört topluluk dışında toplam 31 tekil kullanıcı vardır ve bunlar diğer kullanıcılardan hiçbiri ile irtibatlı değildir.

Tablo 9: Etiket yayılım algoritmasına göre topluluklarda yer alan aktörler

Topluluk Numarası	Topluluk Elemanları
Topluluk-1 (Turuncu)	{1, 6, 7, 8, 11, 14, 15, 16, 18, 21, 24, 25, 27, 28, 29, 35, 36, 39, 40, 42, 44, 53, 55, 61, 62, 64, 65}
Topluluk-2	{26, 2, 3}
Topluluk-3	{33, 4, 30}
Topluluk-4	{37, 5}
Topluluk-Diğer	Ağdaki diğer tüm kullanıcılar tek üyeli birer topluluk olarak belirlenmiştir.

Girvan-Newman algoritması ile etiket yayılım algoritmasının tespit ettikleri en büyük topluluklar karşılaştırıldığında; (i) 1’nci topluluklar açısından etiket yayılım algoritmasının Girvan-Newman algoritmasındaki elemanların hepsini kapsadığı ve ilave olarak 7 elemanı (1, 16, 42, 44, 53, 61, 64 numaralı kullanıcılar) daha kapsadığı, (ii) Etiket yayılım algoritmasının 2’nci ve 3’ncü topluluklarının, Girvan-Newman algoritmasında tek bir topluluk olarak (Topluluk 2) oluşturulduğu görülmektedir.

Her iki algoritmanın verdiği ortak sonuç dikkate alınır; ağ yapısındaki kullanıcılar arasında esas topluluğu; @amanda\_devik (6), @artdbkglu (7), @Asibelblonde (8), @ayse\_cng (11), @bilgingokberk (14), @burcincigerim (15), @CEngven (18), @ctetikog (21), @delykalamis (24), @dominoeffect34 (25), @er\_maannn (27), @gela\_wej (28), @gftufekci (29), @ISTANist (35), @ibrahimbagyapan (36), @kagansaydan (39), @KOXALBEY (40), @srfzmr (55), @yemeksepeti (62), @zehra\_mete (65) isim ve numaralı kullanıcılar oluşturmaktadır.

### 2.3. Ağ Yapısı İçin Kullanılan Diğer Algoritmalar

#### 2.3.1. Kümeleme Katsayısı Algoritması

Analiz edilen 66 kullanıcıdan 47’sinin kümeleme katsayıları sıfırdır, bu 47 kullanıcı ağdaki diğer komşuları ile üçgen bir yapı ya da kapalı bir döngü oluşturacak ilişki içinde



değildir, bunlar arasında daha sıkı bağlarla alt grup oluşturma eğilimi yoktur. Sıfırdan farklı 19 kullanıcının kümeleme katsayıları aşağıdaki Tablo 10'da verilmiştir.

Kümeleme katsayısının 1 olması, o kullanıcının tüm komşularının doğrudan birbirine bağlı olduklarını ve bu durum ağ içinde birbirine sıkı bağlarla bağlı alt grupların varlığını göstermektedir. Buna göre 15, 18, 21, 25, 27, 29, 35, 36, 40, 42, 44, 61 numaralı kullanıcılar, tüm komşuları ile birbirlerine bağlıdır ve komşuları ile ağ içinde alt grup oluştururlar. Ayrıca 39 numaralı kullanıcının da 1'e yakın değerleri ile alt küme oluşturma eğilimleri yüksektir. Burada sayılan 13 kullanıcının, Girvan-Newman ve etiket yayılım algoritmaları ile tespit edilen Topluluk-1 içindeki elemanlar arasında oldukları görülmektedir.

**Tablo 10:** Kullanıcıların kümeleme katsayıları

Kullanıcıların Kümeleme Katsayıları
14:0.1176 / 15:1.0 / 16:0.3334 / 18:1.0 / 21:1.0 / 24:1.0 / 25:1.0 / 27:1.0 / 29:1.0 / 35:1.0 / 36:1.0 / 39:0.6667 / 40:1.0 / 42:1.0 / 44:1.0 / 55:0.3334 / 61:1.0 / 62:0.1053 / 64:0.3
Not: Mavi renk kullanıcı numaralarını, kırmızı renk kullanıcılara ait kümeleme katsayılarını göstermek için kullanılmıştır.

### 2.3.2. Jaccard Katsayısı Algoritması

Jaccard algoritması, karşılaştırılan iki grup arasındaki benzerliklerin ölçüsüdür. Benzerlik ölçüsü, karşılaştırılan iki grup arasındaki kesişim kümesinin birleşim kümesine oranı ile hesaplanır. Metin madenciliği ve bilgi çıkarımı için kullanılan Jaccard algoritması, bir komşuluk matrisinde düğümler arasında benzerlik oranını hesaplar. Burada kullanıcılar arasındaki benzerliklerin ölçülmesi için kullanılmıştır. Jaccard katsayısı 0 ile 1 arasında değişir ve 1 sayısı benzerliğin tam olduğunu gösterir (Tan vd., 2006, s. 17).

Jaccard katsayıları bir olan 40 kullanıcı çifti Tablo 11'de listelenmiştir. Tablo 11'de verilen tüm ikili kullanıcıların arasındaki benzerlik oranları birdir. Arasındaki benzerlikler dikkate alındığında 40 karşılaştırma işlemi sonucunda algoritma tarafından, 15, 18, 21, 2, 25, 27, 35; 2, 26; 4, 33; 6, 65; 7, 8, 11; 29, 40; 29,36 şeklinde aynı özelliklere sahip 7 grubun olduğu görülmektedir. 7 gruptan ilk sıradaki grubun, kümeleme katsayı algoritması ile elde edilen sonuçtaki alt grup elemanları ile aynı kullanıcılar olduğu görülmektedir.

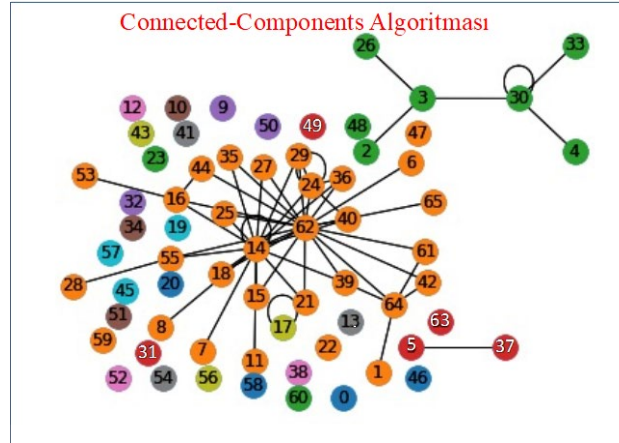
Jaccard katsayısının bir olması, iki kullanıcının birebir aynı olması, bu iki kullanıcının ağ içindeki diğer tüm kullanıcılarla olan ilişkilerinin, ilişki derecesi dahil aynı olduğu anlamına gelmektedir. Örneğin Tablo 11'deki ilk sıradaki 2 ve 26 numaralı kullanıcılar, ağ içinde kullanıcılardan sadece 3 numaralı kullanıcı ile irtibat halindedirler ve diğer hiçbir kullanıcı ile irtibatları yoktur. Bu nedenle 2 ve 26 numaralı kullanıcılar birbirleri ile tam benzerlik göstermektedirler ve Jaccard katsayısı birdir.

**Tablo 11:** Twitter kullanıcılarının Jaccard katsayıları

Benzerlikleri Nedeniyle Eşleştirilen İkili Twitter Kullanıcıları	Jaccard Katsayısı
2 ve 26 / 4 ve 33 / 6 ve 65 / 7 ve 8 / 7 ve 11 / 8 ve 7 / 8 ve 11 / 11 ve 7 / 11 ve 8 / 15 ve 18 / 15 ve 21 / 15 ve 25 / 15 ve 27 / 15 ve 35 / 18 ve 15 / 21 / 25 / 27 / 40 / 15 / 18 ve 35 / 21 ve 15 / 21 ve 18 / 21 ve 25 / 21 ve 27 / 21 ve 35 / 25 ve 15 / 25 ve 18 / 25 ve 21 / 25 ve 27 / 25 ve 35 / 26 ve 2 / 27 ve 15 / 27 ve 18 / 27 ve 21 / 27 ve 25 / 27 ve 35 / 29 ve 36 / 33 ve 4 / 35 ve 18	1.0

### 2.3.3. Bağlı Bileşenler Algoritması

Ağdaki 66 kullanıcının 27'si birbirine bağlı en geniş ağı oluşturmaktadır ve ağ analizi yapılan kullanıcı topluluğunun oluşturduğu grafik tümüyle birbirine bağlı değildir. Birbirlerine bağlı kullanıcılar Şekil 12'de gösterilmiştir. Turuncu renkle görülen en geniş bağlı bileşen grubunun 1, 6, 7, 8, 11, 14, 15, 16, 18, 21, 24, 25, 27, 28, 29, 35, 36, 39, 40, 42, 44, 53, 55, 61, 62, 64, 65 kullanıcılarından; ikinci olarak yeşil renkle gösterilen 2, 3, 30, 4, 33, 26 kullanıcılarından meydana geldiği görülmektedir. Bağlı bileşen algoritması ağdaki en geniş bağlı elemanlar grubunu tespit eder, aynı zamanda bağlı olmasa da benzer özellikleri taşıyan düğümleri de tespit eder. Yukarıda belirtilen en geniş bağlı bileşen grubunun elemanlarından olmamakla birlikte Şekil 12'de, 59, 22, 47 numaralı kullanıcılar da turuncu renkle gösterilmiştir. Çünkü bu kullanıcılarda turuncu renkle gösterilen diğerleriyle benzer özellikleri göstermektedirler.



**Şekil 12:** Bağlı bileşenler algoritması

Twitter kullanıcılarının ağ yapısı müteakip maddelerde ağ yapıları için kullanılan, ağ içinde kümelemelere ve daha estetik görselleştirmeye odaklanan, kuvvet yönlendirmeli iki ve üç boyutlu görselleştirmeyi sağlayan düzen algoritmaları ile incelenmiş ve görselleştirilmiştir.

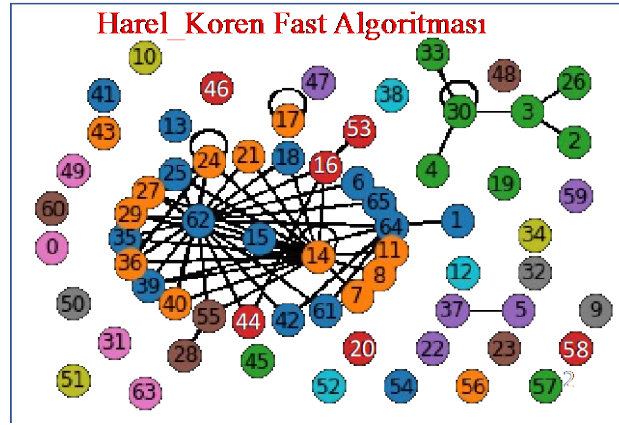
### 2.3.4. Harel-Koren Algoritması

Kuvvet yönlendirmeli bir algoritmadır. Algoritma, özellikle döngüsel olmayan grafiklerin (başlangıç noktasına dönmeyen) iki boyutlu uzayda görselleştirilmesi için

kullanılır. Fruchterman-Reingold algoritmasına benzer şekilde çalışır. Bu algoritmanın Fruchterman-Reingold'den farkı özellikle yönlendirilmiş döngüsel olmayan grafikler için kullanılması ve kenarlar arasındaki geçişleri minimize etmesidir.

Ağ içinde kullanıcı sayısı en fazla olan ilk dört topluluk mavi, turuncu, kırmızı ve yeşil renklerle Şekil 13'de (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:twopi) gösterilmiştir. Ağdaki benzer özellikleri nedeniyle kümeleşen en büyük grupta, 62, 65, 39, 64, 61, 42, 6, 25, 15, 18, 35, 1, 41, 54, 13 numaralı mavi renkli kullanıcılar vardır. Turuncu (7, 8, 11, 14, 17, 21, 24, 27, 29, 36, 40, 43, 56) ve yeşil (2, 3, 4, 19, 26, 30, 33, 45, 57) gruplar sırasıyla en fazla kümeleşen gruplardır.

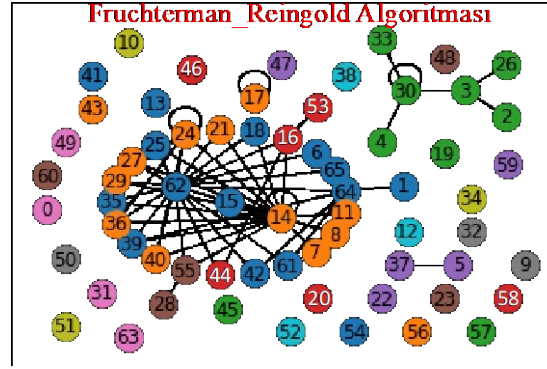
Harel-Koren algoritması, hangi kullanıcılar arasında kümeleşme oluştuğunu ortaya çıkarmak için açgözlü modülerlik algoritmasını kullanır.



Şekil 13: Harel-Koren algoritması

### 2.3.5. Fruchterman-Reingold Algoritması

Kuvvet yönlendirme algoritması olarak bilinen Fruchterman-Reingold algoritması orta büyüklükteki ağların görselleştirilmesi için uygundur. Algoritma, düğümleri yüklü parçacıklara ve kenarları ise yay olan bir sistemin çalışmasına benzeterek çalışır. Algoritma düğüm ve kenarlardan oluşan ağı, iki düğüm birbirine yakın olduğunda birbirini iten, uzak olduklarında birbirini çeken güç olarak kabul eder. İki düğüm arasındaki yay gücü, iki düğüm arasındaki mesafeyi korumaya çalışan çekim gücü olarak kabul edilir. İki düğüm arasındaki potansiyel enerji aralarındaki mesafe kullanılarak hesaplanır. Her iterasyonda, düğüm, sistemdeki toplam enerjiyi minimize edecek küçük mesafelerle hareket ettirilir. İterasyon, sistemdeki toplam enerjiyi minimize eden bir denge durumuna ulaşana kadar devam ettirilir (Heyman, 2015, par.1-2). Algoritma ile oluşturulan genel ağ yapısı Şekil 14'te (algoritma grafik düzeninin kodlama ismi:twopi) verilmiştir. Şekil 13 ve Şekil 14 karşılaştırıldığında Fruchterman-Reingold ve Harel-Korel algoritmalarının aynı sonucu ürettiği görülmektedir.



Şekil 14: Fruchterman-Reingold algoritması

### 3. TARTIŞMA

Çevrimiçi yemek siparişi konusunda toplanan veri seti üzerinde yapılan ağ analizi ile aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir.

Biri dışında tüm merkezilik ölçütlerinde 62 numaralı kullanıcının, en etkili aktör konumunda, 14 numaralı kullanıcın ise ikinci sırada olduğu, 14 numaralı kullanıcının sadece daha önemli komşulara sahip olması nedeniyle özvektör merkeziliğinde birinci sırada yer aldığı tespit edilmiştir.

Merkezilik ölçütlerine göre diğer Twitter kullanıcıları için genel bir değerlendirme yapıldığında; en önemli ve en güçlü kullanıcılar sırasıyla, 24, 16, 64, 29, 30, 39, 36, 40, 3, 55 numaralı kullanıcılardır. Bu kullanıcılar, ağ içinde köprü görevi görmeleri ve bilginin yayılmasına etkileri ve konumları nedeniyle güç sahibidirler.

Merkezilik ölçütlerinin ilk on sıralaması incelendiğinde, genelde birbirine benzer sıralamaların yapıldığı, ancak sayfa sıralaması algoritmasının diğer merkezilik ölçülerinin ilk on sıralamasında gözükmeyen 42, 5, 17, 37 numaralı kullanıcıları listeye soktuğu görülmektedir. Yukarıda tartışıldığı gibi en kısa yolları esas alan yöntemlerle komşuluk ilişki ve önem derecelerine dayanan yöntemler birbirinden farklı kullanıcıları ön plana çıkarabilmektedir. Saxena ve Iyengar (2020, s. 3) çalışmasında da görüldüğü gibi farklı merkezilik dereceleri farklı veri seti ve ağ yapılarında diğerlerine göre daha iyi sonuçlar verebilir. Burada uyguladığımız birleştirilmiş merkezilik derece sıralaması ile farklı yöntemlerin ön plana çıkardığı Twitter kullanıcılarının sıralamaları açısından bir denge oluşturulmuştur.

Etkili aktörlerin belirlenmesi için, ağ içindeki aktör ve ağ yapılarının farklı özelliklerini öne çıkaran altı merkezilik puanı, bu puanlara göre aktörlerin sırası ve belirlenecek aktör sayısına göre aktörlere verilecek ağırlık puanı kullanılarak etkili ve dengeli bir yöntemle sıralama yapılmıştır. Bu yöntemin ortalama ve medyan değerleri kullanılarak yapılan sıralamayla güçlü benzerlikle sonuçlar üretebildiği görülmüştür (Fei vd. 2017; Isfaq vd., 2022, 9377).

Kullanıcılar için tespit edilen merkezilik değerlerinin genel olarak çok düşük olduğu, diğer bir ifade ile kritik kullanıcılar da dahil kullanıcılar arasındaki bağların zayıf olduğu tespit edilmiştir. Zhang ve Luo (2017, s. 302) arasındalık, yakınlık ve derece merkeziliklerinin arasındaki korelasyona vurgu yapmaktadırlar. Çalışmamızda ortaya çıkan ağ yapısında da birkaç aktör akışın sağlanması açısından kritik derecede önem kazanırken, diğer aktörler arasında nispeten bireysel ilişkilerin öne çıktığı görülmüştür.

Girman-Newman ve etiket yayılım algoritmaları ile yapılan topluluk analizi sonucunda, her iki algoritma tarafından da tespit edilen topluluk içinde; 6, 7, 8, 11, 14, 15, 18, 21, 24, 25, 27, 28, 29, 35, 36, 39, 40, 55, 62, 65 numaralı kullanıcıların yer aldığı, topluluk içindeki kullanıcı sayısının ihtiyaca göre etiket yayılım algoritması ile tespit edilen 1, 16, 42, 44, 53, 61, 64 numaralı kullanıcıların dahil edilmesi ile genişletilebileceği, kullanıcılar arasında tespit edilen ikinci topluluğun 33, 2, 3, 4, 26, 30 numaralı kullanıcılardan meydana geldiği görülmektedir. Her iki algoritmanın analiz edilen ağ büyüklüğüne bağlı olarak hız açısından etkinlikleri değişmekle birlikte bizim çalışmamızda kullanılan ağ büyüklüğü açısından herhangi bir fark ortaya çıkmamıştır (Raghavan vd., 2007, s. 2). Ancak her iki algoritma ile tespit edilen kullanıcı topluluklarının farklı olduğu görülmüştür.

Kümeleme katsayısı değerleri incelendiğinde, söz konusu topluluklardaki 15, 18, 21, 25, 27, 29, 35, 36, 40, 42, 44, 61 numaralı kullanıcılar, kendi aralarında daha güçlü bir alt grup meydana getirmiştir. Aynı alt grup, Jaccard katsayısı ile benzerlikler üzerinden tespit edilen 15, 18, 21, 2, 25, 27, 35 kullanıcı grubu ile teyit edilmiştir. Söz konusu kullanıcıların, derece merkeziliği ve arasındalık merkezilikleri arasında Zhang ve Luo (2017, s. 302)'nin ifade ettikleri korelasyonun mevcut olduğu tespit edilmiştir.

Bağlı bileşenler algoritması sonuçları incelendiğinde, kullanıcılardan 31'inin başka hiçbir kullanıcı ile bağının olmadığı, dolayısıyla bu kullanıcılara başka kullanıcılar üzerinden ulaşamayacağı, etki edilemeyeceği ve yine bağımsız olarak ulaşılacağı, 27 kullanıcının ise birbiri ile kesintisiz olarak birbirine bağlı olduğu tespit edilmiştir.

Harel-Koren ve Fruchterman-Reingold algoritmaları ile tespit edilen alt kullanıcı grupları tamamen aynıdır. Buradan ortaya çıkan en geniş alt grup ise 62, 65, 39, 64, 61, 42, 6, 25, 15, 18, 35, 1, 41, 54, 13 numaralı kullanıcılardan meydana gelmektedir.

Kullanıcı topluluklarının tespiti için kullanılan yöntemlerde de farklı kullanıcılar arasında farklılıklar ortaya çıktığı görülmüştür. Merkezilik derecelerinde olduğu gibi topluluk tespiti yöntemlerinin de sektörel hedef kitlenin genişletilmesi için kullanılabilirliği öngörülmektedir.

Analiz edilen kullanıcılar arasında kuvvetli ilişkiler ortaya çıkmadığı, merkezileşmenin zayıf olduğu tespit edilmiştir.

## SONUÇ VE ÖNERİLER

Twitter'dan elde edilen veriler üzerinde yapılacak ağ analizi ile kullanıcılar arasında en etkili aktörler ve topluluklar tespit edilebilir. Tespit edilen bu aktör ve toplulukları, işletmeler kendi amaçları doğrultusunda hedef kitle olarak seçebilir ve bu hedef kitleyi yönlendirmek için işletmenin bütçe kısıtlılıkları çerçevesinde stratejiler belirleyebilir.

Ağ içindeki topluluk ve merkezi durumdaki kritik aktörlerin tespiti iki açıdan önemlidir. Birincisi; eğer gündeme ilişkin müşteri görüşlerinin tespit edilmesi, gündem konularının belirlenmesi ve bu görüşlerden iyileştirme / geliştirmeye yönelik fikirler çıkarılması hedefleniyorsa, bu görüşlerin, gerçek müşterilere ait olduğu teyit edilmelidir. Gündem konuları ağ içindeki etkili ve merkezi durumdaki aktör ve topluluklar tarafından belirleneceği için, bu aktörlerin kimler olduğunun tespit edilmesi ve ona göre hangi görüşlerin dikkate alınacağı belirlenebilir. İkincisi; gündemi belirlemek ve yönlendirmek isteyen işletme öncelikle etkilemek istediği aktör ve toplulukları ağ analizi ile tespit eder ve öncelikli hedef kitlelerini belirleyebilir.

Ağ içindeki aktör ve toplulukları, ağ içindeki ilişkilerin farklı yönlerini öne çıkararak tespit eden farklı ölçüt ve algoritmalar, analiz amaçlarına göre belirlenebilir. Söz konusu ölçüt ve algoritmalar, birbirinden farklı aktörleri öne çıkarabildikleri için, tek bir ölçüt ve algoritma yerine birbiri tamamlayacak şekilde birleştirilebilir. Böylece farklı özellikleri nedeniyle kritikliği bulunan tüm aktörler tespit edilebilir. Özellikle zayıf ilişkilerin olduğu veri setlerinde, birleştirilmiş ölçütler kullanarak daha fazla sayıda etkili kullanıcıya ve sektörel hedef kitleye ulaşmak mümkün olabilir. Yerel ve küresel merkezilik ölçütlerini hibrit olarak kullanan yaklaşımların, merkezilik değerlerinin dengeli bir yaklaşımla hesaplanmasını ve kullanıcı etkinliğinin tüm yönleri ile dikkate alınmasını sağlayacağı için daha etkili sonuçlar üretebileceği düşünülmektedir.

Çalışma çevrimiçi yemek siparişi alanında, anahtar kelime kullanılarak oluşturulmuş Twitter veri seti üzerinde, liste yöntemi, yani önceden belirlenmiş kullanıcı isimleri kullanılarak yapılan bir ağ analiz çalışmasıdır. Çalışmada farklı ölçütler, algoritmalar birleştirilmiş olarak kullanılarak merkezi durumdaki aktör ve topluluklar tespit edilmiş, ancak veri setindeki merkezileşmenin düşük olduğu görülmüştür. Müteakip dönemlerde sektörelere yönelik ağ analiz çalışmaları için, Twitter'da liste yöntemi yerine ilişkisel veri toplama yöntemi kullanılarak elde edilmiş veri setleri üzerinde analizler gerçekleştirilebilir. Alana özel bu çalışmanın, sektörel özgün çalışmalar yapılması konusunda ağ analizinin kullanılmasını destekleyici bir kaynak sağlayacağı, bu tür çalışmaların sektörel yapıların anlaşılmasına önemli katkı vereceği öngörülmektedir.

## KAYNAKÇA

- Ağcasulu, H. (2018). Sosyal Bilimlerde İlişkileri İnceleyen Bir Yöntem: Sosyal Ağ Analizi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2018 (22), 1915-1933. <https://dergipark.org.tr/pub/ataunisobil/issue/39871/403709>
- Akgül, S. K., Pazarbaşı, B., & Yıldız, G. (2016). Dış Politika Alanında Siyasal İletişim Aracı Olarak Sosyal Ağ Twitter Kullanımının Karar Alma Sürecine Etkisi: Su 24 Rus Uçağının Düşürülmesi ile İlgili Türk ve Rus Siyasi Haber Aktörlerinin Tweet İletilerinin Analizi. *AJIT-e: Academic Journal of Information Technology*, 7 (25), 37-70. <https://doi.org/10.5824/1309-1581.2016.4.003.x>
- Al-Garadi, M.A., Varathan, K.D., Ravana, S. D., Ahmed, E., Chang, V., 2016. Identifying the influential spreaders in multilayer interactions of online social networks. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 31, 2721–2735. <https://doi.org/10.3233/JIFS-169112>
- Anderson, J., & Rainie, L. (2017). *The Future of Truth and Misinformation Online*. Pew Research Center. <https://www.pewresearch.org/internet/2017/10/19/the-future-of-truth-and-misinformation-online/>
- Aragon, E. (2023). Connecting Sunken Actors: Social Network Analysis in Maritime Archaeology. *Hist Arch*, 2023(57), 209-219. <https://doi.org/10.1007/s41636-023-00385-4>
- ArcGIS Pro (2023, Nisan 3) *Diagram Layout References*. <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/help/data/network-diagrams/force-directed-layout-reference.html>
- Arslan, C., Gümüş, B., & Öztürk, İ. D. (2019). Türkiye’de Ekoloji Hareketlerinin Sınırlı Sosyal Medya Kullanımı: Ekoloji Birliği Twitter Ağı Analizi Örneği. *Connectist: İstanbul University of Journal Communication Sciences*, 2019 (56) 31-66. <https://dergipark.org.tr/en/pub/connectist/issue/46393/583027>
- Bakan, U. (2020). Sanat Okullarının Twitter Kullanım Karakteristiklerine İlişkin Bir Sosyal Ağ Analizi Perspektifi. *Aydın Adnan Menderes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(1), 138-155. <https://dergipark.org.tr/pub/adusobed/issue/54494/634941>
- Balkundi, P., & Kilduff, M. (2006). The Ties That Lead: A Social Network Approach to Leadership. *The Leadership Quarterly*, 17(4), 419-439. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1016/j.leaqua.2006.01.001>
- Bastian, M., Heymann, S. , & Jacomy, M. (2009, Mayıs 17-20). Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. *Proceedings of the Third International ICWSM Conference*, 361-362. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v3i1.13937>
- Blondel, V.D., Guillaume, J.L., Lambiotte, R. & Lefebvre, E. (2008). Fast Unfolding of Communities in Large Networks, 2008 (1-12). arXiv:0803.0476v2 [physics. soc-ph] 25 Jul 2008
- Brandão, F., Breda, Z., & Costa, C. (2023). Network Analysis in Tourism and Hospitality: A Comprehensive Review. *Cutting Edge Research Methods in Hospitality and Tourism, Emerald Publishing*, 95-120.

- Burhan, Y., Baykara, M., & Daş, R. (2017). *Sosyal Ağ Analizi ve Veri Görselleştirme Araçlarının İncelenmesi ve Uygulamalı Karşılaştırılması*, 1-5. 10.1109/IDAP.2017.8090295.
- Burt, R. S. , Kilduff, M., & Tasselli, S. (2013). Social Network Analysis: Foundation and Frontiers on Advantage. *Annual Review of Psychology*, 2013 (64), 527-547. 10.1146/annurev-psych-113011-143828
- Chae, B. K. (2015). Insights from Hashtag #Supplychain and Twitter Analytics: Considering Twitter and Twitter Data for Supply Chain Practice and Research. *Int. J. Production Economics*, 2015 (165), 247-259. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.037>
- Chau, M., & Xu, J. (2012). Business Intelligence in Blogs: Understanding Consumer Interactions and Communities. *MIS Quarterly* 36(4), 1189-1216. <https://doi.org/10.2307/41703504>
- Colombia University (2023, Eylül 17). *Social Network Analysis*. <https://www.publichealth.columbia.edu/research/population-health-methods/social-network-analysis>.
- Conway, B. A., Kenski, K., & Wang, D. (2015). The Rise of Twitter in the Political Campaign: Searching for Intermedia Agenda-Setting Effects in the Presidential Primary. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 20(4), 363-380. 10.1111/jcc4.12124.
- Costa, A. R., & Ralha, C. G. (2023). AC2CD:An Actor-Critic Architecture for Community Detection in Dynamic Social Networks. *Knowledge-Based Systems*, 2023 (261). <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.110202>
- Demir, Y., & Ayhan, B. (2020). Sosyal Medyanın Gündem Belirleyicileri: Twitter’da Gündem Belirleme Süreci Üzerine Bir Sosyal Ağ Analizi. *Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İletişim Kuram ve Araştırma Dergisi*, 2020 (51). <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ikad/issue/57520/775120>
- Disney, A. (2020, Ocak 14). *PageRank Centrality and EigenCentrality*. <https://cambridge-intelligence.com/eigencentality-pagerank/#:~:text=PageRank%20centrality%3A%20the%20Google%20algorithm,any%20kind%20of%20network%2C%20though>
- Dujin, M. A. J. V., & Vermunt, J. K. (2006). What is Special About Social Network Analysis. *Hogrefe and Huber Publishers-Methodology*, 2(1), 2-6. 10.1027/1614-2241.2.1.2.
- Dwivedi, Y.K., Ismagilova, E., Y., Hughes, D.L., Carlson, J., Filieri, R., Jacobson, J., Jain, V., Karjaluo, H., Kefi, H., Krishen, A.S. , Kumar, V., Rahman, M.M., Raman, R., Rauschnabel, P.A., Rowley, J., Salo, J., Tran, G.A., & Wang, Y. (2021). Setting the future of digital and social media marketing research: Perspectives and research propositions. *International Journal of Information Management*, 2021 (59), 102168. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102168>
- El-Hashash, E.F. ve Shiekh, R.H.(2022). A Comparison of the Pearson, Spearman Rank and Kendall Tau Correlation Coefficients Using Quantitative Variables. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 20(3), 36-48, 2022.



- Es'haghi, S. R., & Karamidehkordi, E. (2023). Understanding the Structure of Stakeholders-Projects Network in Endangered Lakes Restoration Programs Using Social Network Analysis. *Environmental Science and Policy*, 140, 172-188, 2023. j.envsci.2022.12.001
- Everett, M.G., & Borgatti, S. P. (2013). The Dual-Projection Approach for Two-Mode Networks. *Social Networks*, 35(2), 204-210. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2012.05.004>
- Fei, L., Mo, H., Deng, Y., 2017. A new method to identify influential nodes based on combining of existing centrality measures. *Modern Physics Letters B* 2017 (31), 257-267. <https://doi.org/10.1142/S0217984917502438>.
- Freeman, L.C. (1978). Centrality in Social Networks Conceptual Clarification. *Social Network*, 1(3), 215-239. [https://doi.org/10.1016/0378-8733\(78\)90021-7](https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7)
- Garcia, M.F., Alan, J.D., & Sánchez-Cabezudo, S. S. (2016). Identifying the New Influences in the Internet Era: Social Media and Social Network Analysis. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, 2016 (153), 23-40. 10.5477/cis/reis. 153.23
- Girvan, M., & Newman, M. (2002). Community Structure in Social and Biological Networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2001(99), 7821–7826. <https://arxiv.org/abs/cond-mat/0112110v1>
- Granovetter, M.S. (2015). The Strength of Weak Ties. *American Journal of Sociology*, 78 (6), 1360-1380.
- Graphviz (2022, Ekim 4). *Graphviz-Layout Engine*. <https://graphviz.org/docs/layouts/>
- Günaçar, O. (2023, Mart 29) *Pagerank Nedir, SEO için Neden Önemlidir?*. <https://www.dijitalzade.com/pagerank/>
- Hastuti, H., Maulana, H., Tompo, A., & Ferizka, Z. (2023). Analysis of Social Media Opinion on the Representation of the 2024 Presidential Election on Twitter: A Social Network Analysis. *Jurnal Studi Ilmu Pemerintahan*, 4(1), 117-128. <https://doi.org/10.35326/jsip.v4i1.3140>
- Heymann, S. (2015, Şubat 23). *Fruchterman Reingold*. <https://github.com/gephi/gephi/wiki/Fruchterman-Reingold>
- Huzaiifa, M., Bajwa, A.J., & Majid, M.R. (2023). Investigating the Role of Twitter in Manipulation of Public Opinion. *Pakistan Journal of Social Research*, 5(2), 197-206. 10.52567/pjsr.v5i02.1127.
- Ishfaq, U., Khan H.U. ve Iqbal, S. (2022), *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, (2022 (34), 9376–9392.
- İspir, N.B., & Deniz, K. (2017). Kasım 2015 Genel Seçimlerinde Köşe Yazarlarının Twitter Gündemine Yönelik Bir Sosyal Ağ Analizi Uygulaması. *Kurgu*, 25(1), 77-83. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/kurgu/issue/59642/859539>
- Jayawickrama, T.D. (2021, Ocak 29). *Community Detection Algorithms*. <https://towardsdatascience.com/community-detection-algorithms-9bd8951e7dae>

- Jeyasudha, J., Usha, G. (2020). An Intelligent centrality measures for influential node detection in COVID-19 Environment. *Wireless Personal Communications*, 2022(127), 1283–1309. <https://doi.org/10.1007/s11277-021-08577-y>
- Kim, Y., Choi, T.Y., Yan, T. & Dooley, K. (2011). Structural Investigation of Supply Networks: A Social Network Analysis Approach. *Journal of Operations Management*, 2011 (29), 194-211. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2010.11.001>
- Kobak, K. (2022). #TikTokkapanın Hareketi: Twitter’da Sosyal Ağ Analizi. *MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 11(1), 309-319. <https://doi.org/10.33206/mjss.935068>
- Luo, L., Liu, K., Guo, B., Ma, J. (2020a). User interaction-oriented community detection based on cascading analysis. *Information Sciences*, 2020(510), 70-88.
- Luo, W., Lu, N., Ni, L., Zhu, W. ve Ding, W. (2020b). Local community detection by the nearest nodes with greater centrality. *Information Sciences*, 2020 (517), 377-392. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.01.001>
- Neo4j (2023, Nisan 4). *Label Propagation*. <https://neo4j.com/docs/graph-data-science/current/algorithms/label-propagation/>
- NetworkX Developers (2023, Nisan 2). *NetworkX-Network Analysis in Python*. <https://networkx.org>
- Newman, M. E. J. (2012). *The Mathematics of Networks*. Center for the Study of Complex Systems. University of Michigan, Ann Arbor, <http://www-personal.umich.edu/~mejn/papers/palgrave.pdf>
- Pang, N., Sun, M., & Zhu, H. (2023). Louise or Ferdinand? Exploring the Protagonists of Love and Intrigue Using Social Network Analysis. *Digital Scholarship in the Humanities*, 38 (3), 1214-1226. <https://doi.org/10.1093/llc/fqad007>.
- Purbasari, R., Munajat, E., & Fauzan, F. (2022). Digital Innovation Ecosystem on Digital Entrepreneur: Social Network Analysis Approach. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation (IJEEI)*, 13(1), 1-21. 10.4018/IJEEI.319040
- Raghavan, U. N., Albert, R., & Kumara, S. (2007). *Near Linear Time Algorithm to Detect Community Structures in Large-Scale Networks*. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.76.036106>
- Rehman, A.U., Jiang, A., Rehman, A., Paul, A., Din, S. , Sadiq, M.T., 2020. Identification and role of opinion leaders in information diffusion for online discussion network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2020 (1–13). <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01623-5>.
- Rodda, I., & Bhavani, D. (2023, Ocak 4-7). Visualiation of the Dynamics in Character Networks Using Social Network Analysis, 284-285. 10.1145/3570991.3571019
- Saxena, A., & Iyengar, S. (2020). *Centrality Measures in Complex Networks: A Survey*. 2020 (abs/2011.07190). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.07190>
- Seohocasi (2023, Mart 29). *PageRank Algoritması Nedir?*. <https://www.seohocasi.com/pagerank-algoritmasi-nedir/>

- Shi, Z., Rui, H. & Whinston, A.B. (2014). Content Sharing in a Social Broadcasting Environment: Evidence From Twitter. *MIS Quarterly*, 38 (1), 123-142.
- Tan, P.N., Steinbach, M. & Kumar, V. (2006). Introduction to the Data Mining (Ed. Pearson Addison-Wesley). *Instructor's Solution Manual*. <https://www-users.cse.umn.edu/~kumar001/dmbook/sol.pdf>.
- Uğurlu, O. (2022). Comparative Analysis of Centrality Measures for Identifying Critical Nodes in Complex Networks. *Journal of Computational Science*, 2022 (62), 101738. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2022.101738>
- Ullah, A., wang, B., Sheng, J., Long, J., Khan, N., Gambuzza, L.V., 2021a. Identification of Influential Nodes via Effective Distance-based Centrality Mechanism in Complex Networks. *Complexity*, 2021 (1–16). <https://doi.org/10.1155/2021/8403738>
- Uzun, E. (2023, Nisan 2). *Generators*. <https://erdincuzun.com/python/13-2-generators/>
- Wan, Y.P., Wang, J., Zhang, D.G., Dong, H.Y. ve Ren, Q.H. (2018). Ranking the spreading capability of nodes in complex networks based on link significance. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018(503), 929-937. 10.1016/j.physa.2018.08.127
- Yang, X.H., Xiong, Z., Ma, F., Chen, X., Ruan, Z., Jiang, P., Xu, X. (2021). Identifying influential spreaders in complex networks based on network embedding and node local centrality. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021 (573). <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.125971>
- Güneş, Y., & Arıkan, M. (2023). Twitter Veri Seti İçeriğinin Tanımlayıcı Analiz ile Keşfi: Çevrimiçi Yemek Siparişi Üzerine Bir Uygulama. *Gazi Üniversitesi Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 16(2), 119-133. <https://doi.org/10.17671/gazibtd.1190184>
- Zareie, A., Sheikahmadi, A., Jalili, M., Fasaee, M.S. K., 2020. Finding influential nodes in social networks based on neighborhood correlation coefficient. *Knowledge- Based Syst.* 194,. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105580>
- Zhang, J. & Luo, Y. (2017). Degree Centrality, Betweenness Centrality, and Closeness Centrality in Social Network. *Advances in Intelligent Systems Research*, 2017 (132), 300-303. <https://www.atlantispress.com/article/25874733.pdf>
- Zhao, J., Wang, Y., Deng, Y., 2020. Identifying influential nodes in complex networks from global perspective. *Chaos, Solitons Fractals* 133, 1777–1787. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109637>
- Zhong, L.F., Liu, Q.H., Wang, W., Cai, S. M. (2018). Comprehensive influence of local and global characteristics on identifying the influential nodes, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018 (511), 78-84, <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.07.031>