

YİZEK: VARİS KİŞİLERİN TESPİTİ VE ANALİZİ

YİZEK: IDENTIFYING AND ANALYSING SUCCESSORS

MUHAMMET SERKAN ÇINAR

DR. ÖĞRETİM ÜYESİ FUAT AKAL

Tez Danışmanı

PROF. DR. HAYRİ SEVER

Eş Danışman

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı için Öngördüğü

DOKTORA TEZİ olarak hazırlanmıştır.

MUHAMMET SERKAN ÇİNAR'ın hazırladığı “YİZEK: Varis Kişilerin Tespiti ve Analizi” adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI'nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Mehmet Reşit TOLUN
Başkan


.....

Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL
Danışman


.....

Prof. Dr. İsmail Hakkı TOROSLU
Üye


.....

Doç. Dr. Lale ÖZKAHYA
Üye


.....

Dr. Öğr. Üyesi Burkay GENÇ
Üye


.....

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından DOKTORA TEZİ olarak/...../ 2019 tarihinde onaylanmıştır.

Prof. Dr. Menemşe GÜMÜŞDERELİOĞLU
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Sevgili Aileme...

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

29 / 05 / 2019


Muhammet Serkan ÇINAR

YAYIMLAMA VE FİKRİ MÜLKİYET HAKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kağıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe Üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan “*Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge*” kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi/H.Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.
- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren ay ertelenmiştir.
- Tezim ile ilgili gizlilik kararı verilmiştir.

29 / 05 /2019


Muhammet Serkan ÇINAR

ÖZET

YÖZEK: VARİS KİŞİLERİN TESPİTİ VE ANALİZİ

Muhammet Serkan ÇİNAR

Doktora, Bilgisayar Mühendisliđi Bölümü

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL

Eş Danışman: Prof. Dr. Hayri SEVER

Mayıs 2019, 163 sayfa

Sosyal Ağ Analizi (SAA) farklı alanlarda ilişki ağlarından anlamlı bilgilerin açığa çıkarılmasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Suç örgütleri de, üyeleri ve üyelerin birbirleri arasındaki ilişkilerden oluşan bir sosyal ağdır. SAA suç örgütlerinin yapısının ortaya çıkarılması ve etkisizleştirilmesi adına tüm dünyada güvenlik güçleri tarafından yaygın olarak kullanılmaktadır. Günümüzde terör grupları ya da kokain ticareti yapan gruplar gibi suç örgütleri bir bölge veya ülkede faaliyet göstermemekte, tüm dünyada farklı çıkar ilişkileri çerçevesinde farklı suç örgütleri ile hareket etmektedirler. Suç örgütlerinin ilişki yapısının incelenerek matematiksel modelinin ortaya çıkarılması, farklı gruplar arasında irtibatı sağlayan anahtar roldeki kişilerin (Liderler, Haberciler, Para Akışı Sağlayanlar vb.) ve bunlara yakın kişilerin tespiti, suç örgütlerinin eylemlerinden etkilenen ülkelerin yetkili birimlerinin bu örgütlerle mücadelelerinde etkin karar vermelerini sağlamaktadır.

Sosyal ağ analizinde kullanılan metriklerin en önemli amaçlarından birisi ağ içerisindeki anahtar roldeki kişilerin tespit edilmesidir. Sosyal ağ yapısı sergileyen tüm

organizasyonların uzun vadede geleceği için organizasyon içerisindeki anahtar kişilerin yerine geçebilecek varis kişilerin tespit edilmesi de organizasyonun devamlılığı ve etkinliği açısından en önemli hususlardan birisi olmaktadır. Organizasyonun daha etkin olmasına sebep olabilecek varis kişilerin tespiti organizasyonun verimliliği ve gelişmesi için büyük öneme sahipken, suç örgütleri gibi organizasyonların daha etkisiz olmasına sebep olabilecek varis kişilerin tespiti de aynı derecede öneme sahiptir.

Tez çalışması dört temel başlıkta özetlenmektedir. Bu kapsamda; i) gerçek bazı terörist ve kokain suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarının SAA metrikleri açısından yapısal olarak analizlerinin gerçekleştirilmesi ve normal sosyal ağlardan farklılıklarının incelenmesi; ii) makine öğrenmesi ve istatistiksel yöntemlerin bir arada kullanılması ile suç örgütlerinin tespitine yönelik yeni bir model oluşturulması; iii) suç örgütleri içerisinde yer alan kişilerin varislerinin tespitine ve varislerinin yeni oluşturacağı bağlantılara yönelik farklı stratejileri içeren model oluşturulması ve iv) suç örgütleri içerisinde üyelerinin çıkartılması sonucu farklı stratejilere göre oluşacak yeni ağların suç örgütü yapılarına benzerliklerinin değişiminin incelenmesi ve çıkartılmasıyla ağa en fazla zararı verecek olan üyenin tespiti gerçekleştirilmiştir.

Eski Türklerde devlet ve ordu içinde çok önemli rol oynayan ve üstün askerlik bilgisi ile idari tecrübesi olan askeri kılavuzlara YİZEK [1] adı verildiğinden, güvenlik güçlerinin suç örgütlerinin etkisizleştirilmesine yönelik karar destek sistemlerine katkı sağlayarak kılavuzluk edecek bu tez çalışmasına ve çalışmada yeni oluşturulan SAA metriğine YİZEK adı verilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Sosyal Ağ Analizi, Suç Örgütleri, Çizge Teorisi, Makine Öğrenmesi, Karar Ağacı Öğrenmesi, Rastgele Orman Öğrenmesi, Anahtar Kişilerin Tespiti, Varis Kişilerin Tespiti

ABSTRACT

YIZEK: IDENTIFYING AND ANALYSING SUCCESSORS

Muhammet Serkan ÇİNAR

Doctor of Philosophy, Department of Computer Engineering

Supervisor: Dr. Fuat AKAL

Co- Supervisor: Prof. Dr. Hayri SEVER

May 2019, 163 pages

Social Network Analysis (SNA) is widely used in revealing meaningful information from the relationship networks in different domains. Crime organizations are also a social network which composed of members and relations between members. SNA used by security forces in the whole world in order to uncover structure of terrorist organizations and destabilization of them. Today considering that terror or cocaine organizations are not active in a region and a country and that they are accompanied by different criminal organizations in the context of different interest relations all over the world. The disclosing mathematical model of criminal networks via analyzing structure of criminal organizations, the identification and analysis of the key role players (Leaders, Reporters and Fundraisers etc.) who are interacting with the different groups and the people who is close to them provide the authorities of the countries affected by criminal activities to make effective decisions in their struggle with criminal organizations.

One of the most important goals of the metrics used in the SNA is to identify the individuals who are the key players in the network. For the long-term future of all organizations exhibiting social network structures, the identification of those who can replace the key player in the organization is one of the most important issues in terms of the continuity and effectiveness of the organization. While the identification of successors which may cause the organization to be more effective is great importance for the efficiency and development of the organization, the identification of the successors which may cause organizations such as criminal organizations to be more ineffective, is equally important.

The thesis is summarized in four main titles. In this context; i) structural analysis of network structures of some real terrorist and cocaine criminal organizations in terms of SNA metrics and their differences from non-criminal social networks; ii) the creation of a new model for the identification of criminal organizations through the use of machine learning and statistical methods; iii) the creation of a model that includes different strategies for identifying the successors of key players and successors' new connections to others within the criminal organizations; and iv) the analysis of changes in similarities of criminal networks to new networks which will be formed according to different strategies as a result of the removal of members from criminal organizations and detection of the member that will cause the most damage to the network.

Since the military guides, which played a very important role in the state and the army of ancient Turks, have been given the name of YIZEK [1] because of their superior military service and administrative experience, the thesis and a SNA metric created in this thesis was called YIZEK which will guide the decision-making systems of the security forces to neutralize criminal organizations.

Keywords: Social Network Analysis, Criminal Networks, Graph Theory, Machine Learning, Decision Tree Learning, Random Forests Learning, Identification of Key Players, Identification of Successors

TEŞEKKÜR

Doktora sürecimde benden desteğini hiçbir zaman eksik etmeyen sevgili eşime ve tüm aileme desteklerinden dolayı minnettarım.

Tezimi kritik zamanlarda yaptığı yönlendirmeleriyle başarıyla gerçekleştirmemi sağlayan değerli hocam Prof. Dr. Hayri SEVER'e ve tez danışmanlığımı üstlenerek verdiği tüm değerli katkılardan ötürü Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL'a çok teşekkür ederim.

Tez çalışmamın başından sonuna kadar her aşamasında destek olan ve tecrübeleri ile çalışmalarımı yönlendiren, çözümü zorlaşan problemlerde farklı fikirler vererek çözüme ulaşmamı sağlayan Dr. Öğr. Üyesi Burcak GENÇ'e katkılarından ve göstermiş olduğu yakınlıktan dolayı çok teşekkür ederim.

Her zaman iyi temennilerde bulunarak yaptığımız tüm çalışmalarda vermiş olduğu öngörü ve fikirler için Doç. Dr. Tansel DÖKEROĞLU'na en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmam kapsamında yaptıkları değerlendirmeler ile tezime katkı sağlayan Dr. Öğr. Ü. Engin DEMİR'e ve Doç. Dr. Lale ÖZKAHYA'ya çok teşekkür ederim.

Tez çalışmamda değerli vakitlerini ayırarak yaptıkları değerlendirmeler ile katkı sağlayan Prof. Dr. Mehmet Reşit TOLUN ve Prof. Dr. İsmail Hakkı TOROSLU'ya çok teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR	xiv
1. GİRİŞ	1
1.1. Problem	4
1.2. Tez Motivasyonu	5
1.3. Özgünlük	7
1.4. Tez Organizasyonu	9
2. ALAN BİLGİSİ VE ALAN YAZIN ÖZETİ	11
2.1. Çizge Teorisi (Graph Theory)	12
2.1.1. Çizge Türleri	14
2.1.2. En Kısa Yol (Shortest Path)	18
2.1.3. Dış Merkezilik (Eccentricity), Çap (Diameter) ve Yarıçap (Radius)	19
2.1.4. Ayrımın Altı Derecesi (Six Degrees of Separation)	20
2.1.5. Motifler	20
2.1.6. Sentetik Çizge Üreteçleri	22
2.1.7. Çizge Veri Tabanları ve Görselleştirme Araçları	25
2.2. Sosyal Ağ Analizi	26
2.2.1. Anahtar Düğüm Tespitine Yönelik SAA Metrikleri	27
2.2.2. Ağın Genel Topolojisine Yönelik SAA Metrikleri	32
2.2.3. SAA Kullanım Alanları	38
2.3. Makine Öğrenmesi ve İstatistiksel Yöntemler	39
2.3.1. Karar Ağacı Öğrenmesi	39
2.3.2. Rastgele Orman Öğrenmesi	42
2.3.3. Ortalama ve Ortanca Değerler	44

2.3.4. Kutu Grafiđi Analizi	44
2.3.5. Minimum-Maksimum Veri Normalizasyonu	46
2.4. Suç Örgütleri Ağ Yapılanmaları.....	46
2.4.1. Klasik Yaklaşımlar.....	48
2.4.2. Yeni Yaklaşımlar	49
2.5. Suç Örgütlerinin Analizine ve Etkisizleştirilmesine Yönelik Yapılan Çalışmalar.....	50
3. KULLANILAN VERİ SETLERİ VE YÖNTEMLER.....	55
3.1. Veri Setleri	55
3.1.1. Kokain Suç Örgütleri	56
3.1.2. Terör Örgütleri Ağları.....	59
3.1.3. Yasal Arkadaşlık Grupları.....	64
3.1.4. Test Amaçlı Kullanılan Veri Setleri	69
3.2. Yöntemler.....	71
3.2.1. Metrik Önem Deđerleri Destekli Kutu Grafiđi Analiz Modeli (MÖDKAM).....	71
3.2.2. Karar Ağacı Öğrenme Modeli	72
3.2.3. Ağ Motifleri Frekans Analizi	72
3.2.4. Varis Düğümlerin Tespitinde SAA Metriklerinden Üretilen YİZEK Metriđinin Hesaplanması	73
4. SUÇ ÖRGÜTLERİNİN TESPİTİ VE ANALİZİ	75
4.1. Kullanılan SAA Metrikleri.....	75
4.2. Suç Ağlarının Yapısal Analizleri ve Deđerlendirilmesi	76
4.2.1. Yođunluk Metriđi.....	77
4.2.2. Geçiřlilik Metriđi.....	79
4.2.3. Çap ve Ortalama En Kısa Yol Metrikleri.....	80
4.2.4. Derece Metrikleri.....	82
4.2.5. Arasındalık Metrikleri.....	84
4.2.6. Yakınlık Metrikleri	85
4.2.7. Öz Vektör Metrikleri.....	87
4.3. Ağ Gruplarının (Terör, Kokain, Yasal Arkadaşlık) Kutu Grafiđi Analizleri.....	88
4.3.1. Yođunluk Metriđi.....	89

4.3.2. Geçişlilik Metriği	89
4.3.3. Çap ve Ortalama En Kısa Yol Metrikleri	90
4.3.4. Derece Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)	91
4.3.5. Arasındalık Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)	94
4.3.6. Yakınlık Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)	96
4.3.7. Öz Vektör Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)	99
4.4. Ağları Sınıflandırmada Karar Ağacı Modeli	100
4.5. Ağları Sınıflandırmada Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli (MÖDKAM)	105
4.6. Ağları Sınıflandırmada Motif Analizi	110
4.7. Test Verisi ile Sınıflandırma Modellerinin Test Edilmesi	113
4.7.1. Gerçek Veri Setleri Test Sonuçları	114
4.7.2. Sentetik Veri Setleri Test Sonuçları	117
5. VARİS KİŞİLERİN TESPİTİ VE ANALİZİ	120
5.1. Anahtar Düğümlerin Tespiti	122
5.2. Varis Düğümlerin Tespiti	124
5.3. Ağın Yeniden Yapılandırılması	126
5.4. Örnek Durum Çalışmaları	128
5.4.1. MAMBO Kokain Suç Örgütü Örnek Durum Çalışması	129
5.4.2. 11 Eylül 2001 Terör Ağı Örnek Durum Çalışması	137
6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA	146
6.1. İlave Yapılabilecek Çalışmalar	149
7. KAYNAKLAR	150
EKLER	160
EK 1 - Tezden Türetilmiş Yayınlar	160
EK 2 - Tezden Türetilmiş Bildiriler	161
EK 3 - Tez Çalışması Orjinallik Raporu	162
ÖZGEÇMİŞ	163

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Almanya'nın Königsberg (şu an Rusya Kaliningrad) şehrinde yer alan Pregel nehri üzerinde yer alan köprüler.....	13
Şekil 2.2. Euler'in Königsberg problemine yönelik çizge modeli.....	13
Şekil 2.3. Dört düğüm ve dört kenardan oluşan örnek bir çizge gösterimi.	14
Şekil 2.4. Dört düğümden oluşan örnek bir yönlü çizge gösterimi.....	15
Şekil 2.5. Basit ve çoklu çizge örnekleri.	16
Şekil 2.6. Örnek tam çizge (klik ağ yapısı) gösterimi.	16
Şekil 2.7. Örnek iki parçalı çizge (bipartite graph) gösterimi.	17
Şekil 2.8. Örnek yıldız çizge gösterimi.	17
Şekil 2.9. Örnek çevrimli ve çevrimsiz çizge gösterimleri.....	18
Şekil 2.10. Üçlü yönsüz bağlı motifler. Sırasıyla klik ve zincir motifler.	21
Şekil 2.11. Dörtlü yönsüz bağlı motifler. Sırasıyla yıldız, zincir, üçlü döngü(3 loop out), kutu, yarı klik ve klik motifleri.	21
Şekil 2.12. R-MAT modelinde verilen düğüm sayısına göre oluşturulan komşuluk matrisinin özyinelemeli olarak bölünmesi ve oluşan parçalara ait kenar oluşturma olasılıkları (a,b,c,d) [41].....	24
Şekil 2.13. Kronecker çizgelerinde iki farklı başlangıç çizgesi ile başlanarak ağın büyütülmesi sonucu oluşan ağa ait komşuluk matrisi [40].....	25
Şekil 2.14. Örnek yönsüz çizge.....	28
Şekil 2.15. Çekirdeklik metrik değerlerine göre çizge gösterimi.	31
Şekil 2.16. Derece merkezilik değerlerine göre örnek ağlar	36
Şekil 2.17. Örnek bir karar ağacı [86].	41
Şekil 2.18. Rastgele orman modeli ağaç yapıları [92].	43
Şekil 2.19. Örnek kutu grafiği çizimi.	45
Şekil 2.20. Terör örgütleri klasik piramit yapıları.....	48
Şekil 2.21. Farklı türdeki temel ağ yapıları.	49
Şekil 2.22. 11 Eylül 2001 saldırısını düzenleyen teröristler ve bunlara 2 birim uzaklıkta yer alan kişilerin oluşturduğu çizge yapısı [73].	50
Şekil 3.1. NATARAJAN kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.	56
Şekil 3.2. MAMBO kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.	57

Şekil 3.3. JUANES kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.	57
Şekil 3.4. JAKE kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.	58
Şekil 3.5. ACERO kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.....	58
Şekil 3.6. SEP11 terör örgütü ağı çizge gösterimi.	59
Şekil 3.7. AUSBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.	60
Şekil 3.8. NOV17 terör örgütü ağı çizge gösterimi.	60
Şekil 3.9. BALIBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.....	61
Şekil 3.10. CEVEBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.....	61
Şekil 3.11. JI terör örgütü ağı çizge gösterimi.	62
Şekil 3.12. MADRIDBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.	62
Şekil 3.13. RHODES terör örgütü ağı çizge gösterimi.....	63
Şekil 3.14. PHBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.....	63
Şekil 3.15. SAWMILL yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.....	64
Şekil 3.16. ZACHARY yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	64
Şekil 3.17. DORM yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	65
Şekil 3.18. 50GIRLS yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.....	65
Şekil 3.19. PADGETT yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	66
Şekil 3.20. KRACKHARDT yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	66
Şekil 3.21. HITECH yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	67
Şekil 3.22. THURMAN yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	67
Şekil 3.23. GAGNON yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	68
Şekil 3.24. GALESBURG yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.	68
Şekil 3.25. MRN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.	69
Şekil 3.26. ARN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.....	70
Şekil 3.27. MFN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.	70
Şekil 3.28. SDFN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.	70
Şekil 4.1. Suç örgütlerinin yoğunluk metriği değerleri çubuk grafiği.....	78
Şekil 4.2. Suç örgütlerinin geçişlilik metriği değerleri çubuk grafiği.	79
Şekil 4.3. Suç örgütlerinin çap ve ortalama en kısa yol metrik değerleri çubuk grafiği. 81	
Şekil 4.4. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama derece, maksimum derece ve derece merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.	83
Şekil 4.5. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama arasındalık, maksimum arasındalık ve arasındalık merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.	85

Şekil 4.6. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama yakınlık, maksimum yakınlık ve yakınlık merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.	87
Şekil 4.7. Suç örgütlerinin ortalama öz vektör, maksimum öz vektör ve öz vektör merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.	88
Şekil 4.8. Ağ gruplarının yoğunluk metriği değerleri ile oluşturulan kutu grafiği.	89
Şekil 4.9. Ağ gruplarının geçişlilik metriği değerleri ile oluşturulan kutu grafiği.	90
Şekil 4.10. Ağ gruplarının çap ve ortalama en kısa yol değerleri ile oluşturulan kutu grafikleri.	91
Şekil 4.11. Ağ gruplarının ortalama derece metriği kutu grafiği.	92
Şekil 4.12. Ağ gruplarının maksimum derece metriği kutu grafiği.	93
Şekil 4.13. Ağ gruplarının derece merkeziliği değerlerine göre çizilen kutu grafikleri.	94
Şekil 4.14. Ağ gruplarının ortalama arasındalık metriği değerleri kutu grafikleri.	94
Şekil 4.15. Ağ gruplarının maksimum arasındalık metriği değerleri kutu grafikleri.	95
Şekil 4.16. Ağ gruplarının arasındalık merkeziliği değerlerine göre çizilen kutu grafikleri	96
Şekil 4.17. Ağ gruplarının ortalama yakınlık metriği değerleri kutu grafikleri.	97
Şekil 4.18. Ağ gruplarının maksimum yakınlık metriği değerleri kutu grafikleri.	98
Şekil 4.19. Ağ gruplarının yakınlık merkeziliği metriği değerleri kutu grafikleri.	98
Şekil 4.20. Ağ gruplarının ortalama öz vektör metriği değerleri kutu grafikleri.	99
Şekil 4.21. Ağ gruplarının öz vektör merkeziliği metriği değerleri kutu grafikleri.	100
Şekil 4.22. Terör, kokain ve yasal arkadaşlık veri setlerinden üretilen karar ağacı.	101
Şekil 4.23. Kutu grafiği alanlarının gösterimi.	106
Şekil 4.24. Yönsüz ağlarda bulunan dörtlü motif tipleri.	110
Şekil 4.25. Yasal arkadaşlık ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.	111
Şekil 4.26. Kokain suç ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.	112
Şekil 4.27. Terör ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.	112
Şekil 4.28. Ağ gruplarının dörtlü motiflerinin ortalama frekans değerleri.	113
Şekil 4.29. ARN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.	115
Şekil 4.30. MFN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.	115
Şekil 4.31. MRN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.	116
Şekil 4.32. SDFN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.	116

Şekil 4.33. ARN, MFN, MRN ve SDFN ağlarının kokain ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.	117
Şekil 5.1. Varis kişilerin tespiti ve ağın yeniden yapılandırılması akış şeması.	122
Şekil 5.2. SDFN terör ağı anahtar düğüm ve V_1 ve V_2 varis belirleme stratejilerine göre varisleri.....	125
Şekil 5.3. SDFN terör ağı B_1 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağ yapısı.....	127
Şekil 5.4. SDFN terör ağı B_2 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağ yapısı.....	127
Şekil 5.5. SDFN terör ağı B_4 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağ yapısı.....	128
Şekil 5.6. MAMBO ağı en yüksek değerli 28 numaralı düğüm için bulunan 20 numaralı varis düğümü gösteren çizge.	130
Şekil 5.7. MAMBO ağı B_1 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	131
Şekil 5.8. MAMBO ağı B_2 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	132
Şekil 5.9. MAMBO ağı B_3 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	133
Şekil 5.10. MAMBO ağı B_4 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	134
Şekil 5.11. SEP11 terör ağı en yüksek değerli 15 numaralı düğüm için bulunan 14 numaralı varis düğümü gösteren çizge.	138
Şekil 5.12. SEP11 terör ağı B_1 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	139
Şekil 5.13. SEP11 terör ağı B_2 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	140
Şekil 5.14. SEP11 terör ağı B_3 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	141
Şekil 5.15. SEP11 terör ağı B_4 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.	142

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. Suç örgütlerinin tespiti ve analizinde kullanılan SAA metrikleri.....	76
Çizelge 4.2. Kokain ağları SAA metrik değerleri.	76
Çizelge 4.3. Terör ağları SAA metrik değerleri.	77
Çizelge 4.4. Karar ağacı karmaşıklık parametreleri, hatalar ve çapraz doğrulama standart sapma değerleri.....	103
Çizelge 4.5. Karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.	107
Çizelge 4.6. Kokain sınıfı ve diğer sınıflar için karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.	108
Çizelge 4.7. Terör sınıfı ve diğer sınıflar için karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.	109
Çizelge 4.8. Test veri setleri karar ağacı ve kutu grafiği analiz modeli test sonuçları. .	114
Çizelge 4.9. Barabassi-Albert modeli test sonuçları.	118
Çizelge 4.10. Erdős-Renyi modeli test sonuçları.	118
Çizelge 4.11. Watt-Strogatz modeli test sonuçları.	119
Çizelge 5.1. SDFN terör ağında yer alan en önemli ilk 5 düğümün YİZEK metrik değerleri ve varis düğüm belirleme stratejilerine göre varis düğümleri.	124
Çizelge 5.2. MAMBO kokain suç örgütü ağı için ağa yönelik metrik değerleri.	129
Çizelge 5.3. MAMBO kokain ağında yer alan en yüksek metrik değerli anahtar düğümler ve metrik değerleri.....	135
Çizelge 5.4. MAMBO kokain ağında uygulanan stratejilerden ağın vereceği cevaba göre indirgenmiş sonuçlar.....	137
Çizelge 5.5. SEP11 terör ağı için ağa yönelik metrik değerleri.	138
Çizelge 5.6. SEP11 terör ağında yer alan en yüksek metrik değerli anahtar düğümler ve metrik değerleri.	142
Çizelge 5.7. SEP11 terör ağında uygulanan stratejilerden ağın vereceği cevaba göre indirgenmiş sonuçlar.....	144

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

G	Çizge
V	Çizgeyi Oluşturan Düğümler
E	Düğümler Arasındaki Kenarlar (Bağlantılar)
$d(u,v)$	u ve v Düğümü Arasındaki En Kısa Yol
$\varepsilon(v)$	v Düğümü Dış Merkezilik Değeri
D	Çizgenin Çap Değeri
r	Çizgenin Yarıçap Değeri
$Deg(v)_{normal}$	v Düğümünün Normalleştirilmiş Derece Değeri
$PR(p_i)$	p_i Düğümünün PageRank Değeri
$cr(v)$	v Düğümünün CoreRank Değeri
$B(v)$	v Düğümünün Arasındalık Değeri
$C(v)$	v Düğümünün Yakınlık Değeri
$d(G)$	G Çizgesinin Yoğunluk Değeri
$t(G)$	G Çizgesinin Geçişlilik Değeri
$C_D(G)$	G Çizgesinin Derece Merkeziliği Değeri
$B(G)$	G Çizgesinin Arasındalık Merkeziliği Değeri
$C(G)$	G Çizgesinin Yakınlık Merkeziliği Değeri
$E(G)$	G Çizgesinin Öz Vektör Merkeziliği Değeri
mt_i	i Metriğinin Terör Ağları Diğerlerinden Ayırmadaki Önem Değeri
mk_i	i Metriğinin Kokain Ağlarını Diğerlerinden Ayırmadaki Önem Değeri
TKG_i	i Metriğinin Terör Ağları Kutu Grafiğinde Düştüğü Alanın Katsayısı
KKG_i	i Metriğinin Kokain Ağları Kutu Grafiğinde Düştüğü Alanın Katsayısı
$C_{YIZEK}(v)$	v Düğümünün YIZEK Metriği Değeri

Kısaltmalar

SAA Sosyal Ağ Analizi

TOAY Terör Ağı Olma Yüzdesi

KOAY Kokain Ağı Olma Yüzdesi

MÖDKAM Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli

1. GİRİŞ

Günümüzde suç örgütlerinin kuraldışı ve öngörülemez bir biçimde hareket etmesi ve gizlilik için farklı ilişki ağları oluşturmaları nedeniyle güvenlik birimlerinin suç örgütlerinin yapılarını iyi analiz etmesi ve suç örgütlerinin yapacakları hamlelerden bir adım önde olmaları gerekmektedir. Bu açıdan suç örgütlerinin gerçekleştirecekleri faaliyetlerin ya da eylemlerin engellenmesinde örgüt elemanlarının ve aralarındaki bağlantıların açığa çıkarılması adına istihbarat faaliyetleri önemli bir yer işgal etmektedir. Bilgi toplama faaliyetleri güvenlik güçlerine suç örgütlerine karşı yapılacak operasyonlar için doğru planlamaları yapmalarını ve verilecek kararlara destek olunmasını sağlamaktadır. Suç örgütleri hakkındaki bilgiler insan kaynaklı istihbari faaliyetlerden elde edilebileceği gibi günümüzde çoğu insan tarafından yaygın bir şekilde kullanılan iletişim sistemleri, bilgi sistemleri ve sosyal ağ sitelerinden de elde edilebilmektedir.

Sosyal ağ kavramı son on beş yılda günlük yaşantımızın önemli bir parçası haline gelmiş olup, kişiler hakkında ayrıntılı bilgi elde edebilmek için sosyal ağlardan elde edilen çok boyutlu verilerin analizine yönelik çalışmalarda hız kazanmıştır. Sosyal ağ uygulamalarının yoğun bir şekilde kullanımı sonucu üretilen veri miktarı da gün geçtikçe artmaktadır. Sosyal ağ uygulamalarını yöneten ve uygulama verilerini (kişisel, arkadaşlık, beğeni vb. bilgiler) depolayan şirketler bu verileri analiz ederek yaşantımıza dair siyasi eğilimlerimizi, arkadaşlık ve akrabalık ilişkilerimizi ve bulunduğumuz sosyal çevre içerisinde diğer kişiler üzerinde sahip olduğumuz etki gücünü ortaya çıkarabilmektedir. Kişinin sosyal çevre içerisinde gösterdiği etki gücünün değerini, kişinin bulunduğu sosyal çevrenin gösterdiği eğilimleri ve bu çevrenin oluşturduğu ağın yapısal özellikleri çizge teorisini temel alan ve günümüzde Sosyal Ağ Analizi (SAA) olarak adlandırılan yöntemler ile ortaya çıkarılmaktadır. SAA yöntemleri ilişki ağlarının yapısal özelliklerini ve ağlar içerisinde yer alan kişilerin etki güçlerini ölçmek için çeşitli metrikleri kapsamaktadır. Bu metrikler biyoloji, kimya, doğal dil işleme gibi farklı alanlarda da ilişki ağ yapısı gösteren tüm nesne ve canlılarda kullanılabilmektedir.

Suç örgütlerinin üyeleri arasındaki ilişkilerden oluşan yapılanmaların da ilişki ağ yapıları sergilemeleri, SAA yöntemlerinin bu ağlar üzerinde kullanımı açısından oldukça uygun olmaktadır. Suç örgütlerinin gösterdiği ağ yapılanmalarının analiz edilerek açığa

çıkartılması, ağlar içerisinde lider pozisyonda veya lidere yakın pozisyonlarda olan kişilerin tespit edilebilmesi SAA yöntemleri ile mümkün olabilmektedir. Bu sayede suç örgütlerinin hassas noktalarının belirlenerek, düzenlenecek operasyonların ağırlık merkezinin neresi olması gerektiğine karar verilebilmektedir. Suç örgütlerinin etkisizleştirilmesine yönelik gerçekleştirilen operasyonlar sonrası suç ağlarının yeni yapılanmalarının nasıl olacağını öngörmekte en az düzenlenen operasyon kadar önemli olmaktadır. Çünkü operasyonlarla etkisizleştirilen ya da yakalanan suç örgütü üyelerinin yerlerine geçecek olan üyelerin örgütü daha da etkili bir şekilde yapılandırılmaları, örgütün tamamen yok edilmesinde düzenlenecek sonraki operasyonları daha da zorlaştıracaktır. Bu nedenle suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılanma dinamiklerinin iyi bilinerek operasyonların en az maliyet ve kayıpla gerçekleştirilebilmesi adına, SAA yöntemlerinin ve makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıldığı karar destek sistemlerinden faydalanılması gerekmektedir.

Tez kapsamında organize suç örgütlerinden olan terörist ve kokain suç örgütlerinin ağ yapılarının analizinde SAA metrikleri ve istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Ağın genel karakteristik özelliklerini ortaya koyan SAA metrikleri ile ağların yapısal özellikleri sayısal olarak temsil edilebilmektedir. Tez içerisinde kullanılan farklı kaynaklardan elde edilmiş gerçek suç örgütleri (terör ve kokain) ve suç örgütü olmayan yasal arkadaşlık ağları için SAA metrikleri hesaplanmıştır. Hesaplanan SAA metrikleri ile ağların genel değerlendirmesi yapılmıştır. Farklı SAA metriklerinin ağlar için ne anlamlara geldiği detaylı bir şekilde açıklanmaya çalışılmıştır.

Terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağ grupları olarak üç farklı türde elde ettiğimiz gerçek ağların birbirlerinden karakteristik olarak farklılıklarını ortaya koyabilmek adına, her bir SAA metriği için ağ gruplarının aldığı değerler kullanılarak kutu grafikleri çizilmiştir. Çizilen kutu grafikleri ile ağların birbirlerinden farklılıklarını en iyi ortaya koyan SAA metrikleri belirlenmiş ve bu metrikler üzerine çeşitli değerlendirmeler yapılmıştır.

Bununla birlikte herhangi bir ağın, bu üç kategorik ağ grubundan (terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağları) hangisine ait olduğunu belirleyebilmek için makine öğrenmesi yöntemlerinden karar ağacı öğrenmesi kullanılmıştır. Gerçek veri setlerinin hesaplanan

SAA metrikleri deęerleri, karar aęacı öğrenmesi ile modellenmiştir. Üretilen model her üç aę grubu için önemli sonuçlar elde edebilmemizi sağlamıştır.

Karar aęacı modelinde, aęaç dallarının ayırımında yer alamayan ancak aęların birbirlerinden farklılıklarının ortaya koyulmasında önem arz eden dięer SAA metriklerini daha etkin kullanabilmek adına, kutu grafięi analizleri ve deęişken önem deęerlerini (karar aęacı ve rastgele orman öğrenmelerinden elde edilen) bir arada kullanan farklı bir model önerilmiştir. Bu modelde yer alan deęişkenler SAA metrikleri olup, deęişken önem deęerleri, metriklerin önem deęerlerini vermektedir. Önerilen modele *Metrik Önem Deęerleri Destekli Kutu Grafięi Analiz Modeli* (MÖDKAM) adı verilmiştir. Bu model sayesinde, analizi gerçekleştirilen tüm SAA metriklerinin önem deęerlerine göre aęların birbirlerinden ayırt edilmesinde katkı vermesi sağlanmıştır. Metrik önem deęerleri destekli kutu grafięi analiz modeli ile herhangi bir aęın terör ya da kokain aęlarına yapısal olarak benzerlik oranları yüzdesel olarak hesaplanabilmektedir. Böylece herhangi bir aę için terörist veya kokain aęlarının yapısal özelliklerini hangi oranda gösterdięi belirlenebilmektedir. Bu model, karar aęacı modelini destekleyici bir model olarak önerilmektedir. Ayrıca herhangi bir aęın terör ya da kokain suç örgütü aęlarına benzerliğine yönelik karar vericileri bilgilendirici niteliktedir.

Tez kapsamında ele alınan bir başka husus suç örgütlerinin anahtar roldeki üyelerinin belirlenmesi, bu üyelerin operasyonlarla aędan çıkartılması, çıkarılan üyelerin yerine geçecek varislerin tespit edilmesi ve varislerin ilgili pozisyonlara gelmesi sonucu oluşacak yeni aę yapılarının önerilen stratejiler ile deęerlendirilmesidir. Üyelerin aędan çıkartılması ve aęın yeniden yapılandırılması noktasında, suç örgütleri aęlarının reaksiyon olarak kendi yapılarını korumaya yönelik yaklaşımlar sergilemek isteyecekleri varsayılmıştır. Bu varsayım temelinde suç örgütlerinin oluşturacağı yeni yapılanmalardan güvenlik güçleri açısından aęa en fazla zararı verecek olan anahtar roldeki üye, aędan çıkartılması gereken üye olarak karar vericilere önerilmektedir.

Tez genelinde aę, örgüt ve çizge kavramları eşdeęer anlamlarda kullanılmaktadır. Yine benzer şekilde düęüm, kiři ve üye tanımlamaları da birbirinin yerine kullanılmaktadır.

Çizge teorisinde yer alan kenar, bađ, bađlantı ve iliřki kavramları da aynı anlamlarda kullanılmaktadır.

Bu bölümde teze genel bir giriş yapılmıř olup, bu bölümün alt maddelerinde; tez kapsamında çözülmek istenen problemin açıklanması, tezi gerçekleřtirmedeki motivasyonumuz, tezin özgünlüğü ve yaygın etkisi ile tezin genel organizasyonu hakkında açıklamalara yer verilmiřtir.

1.1. Problem

Günümüzün en büyük tehdidi olan terörizm ve uyuřturucu ticareti, yalnızca bu faaliyetleri yürüten kiřilere uygulanan cezai yaptırımlar ya da silahlı mücadeleler ile çözülememektedir. Bu tür eylem ve faaliyetleri gerçekleřtiren suç örgütleri ile etkin mücadele edebilmek için bu gruplara karřı düzenlenecek operasyonların en az personel kaybı ve en düşük maliyetle gerçekleřtirilebilmesi için günümüz bilgi teknolojilerinin ve yeni bilimsel yöntemlerin kullanılarak karar destek sistemleri oluřturulması gerekmektedir. Bu amaçla suç örgütlerine operasyon düzenlenmeden önce;

- řüphede duyulan ađ yapılarının suç örgütlerine benzerliklerinin deđerlendirilmesi,
- Operasyon düzenlenecek ađların yapısının tespitinin ve analizinin gerçekleřtirilmesi,
- Ađlar içinde operasyon düzenlenecek kiřilerin suç örgütlerine en fazla zararı verecek řekilde sečilmesi,
- Operasyonlar sonrası suç örgütlerinin kendilerini tekrar eski durumlarına getirebilmek için nasıl bađlantılar kurarak ađlarını yeniden yapılandırduklarının öngörülmesi,
- Oluřacak yeni ađ yapılarının eski durumlarına göre ne yönde deđiřim gösterdiđinin belirlenmesi gerekmektedir.

Böylece suç örgütlerini etkisizleřtirme adına düzenlenecek operasyonlarda, suç örgütlerine en fazla zararı verecek olan üyelerin seçilebilmesi mümkün olabilecektir.

Operasyonlar öncesi bu adımlarda uygulanacak yaklaşımların yetkin ve tecrübeli personelin yaklaşımları yanında, güncel bilimsel yöntem ve modellerle desteklenmesi operasyonların nihai amaçlarına ulaşmasına katkı sağlayacaktır. Bu tez kapsamında günümüzde çözülmesi zor, insanlığın yaşadığı en büyük problemlerden olan terörizm ve uyuşturucu ticareti faaliyet ve eylemlerinin çözülmesi için gayret gösteren güvenlik güçlerine katkı sağlayacak yöntemler önerilmektedir.

1.2. Tez Motivasyonu

Suç örgütleri doğaları gereği gizli ve haklarında bilgi edinilmesi güç olan ilişkisel ağlardır. Bu nedenle suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılanmaları da diğer ağlardan farklılık göstermektedir. Suç örgütlerinin sergiledikleri ağ yapılanmalarının iyi tespit edilmesinin, bu örgütleri etkisizleştirebilme adına güvenlik güçlerine faydalı bilgiler sağlayacağını söyleyebiliriz. Suç örgütleri de değişen durum ve şartlara göre örgüt faaliyetlerinin devamını sağlayabilmek için farklı reaksiyonlar gösterebilmektedir. Örneğin ağlarının gizliliğini sağlayabilmek için üyelerin ağ içindeki diğer grup üyelerini en az seviyede tanınmasını sağlayan hücre yapılanmaları oluşturmakta, yakalanan veya etkisizleştirilen bir üyesinin yerine en uygun adayı yine kendi içlerinden seçmekte ve aralarındaki iletişimi en iyi duruma getirecek yeni bağlantılar kurmaktadır.

Suç örgütlerinin güvenlik güçlerine karşı bir satranç oynar gibi hamleler yaptıkları düşünülürse; onların yapacakları hamleleri önceden tahmin edebilmek, gerçekleştirecekleri eylem veya faaliyetleri engellemek adına oldukça önemlidir. Bu nedenle güvenlik güçlerinin suç örgütlerinden hep bir adım önde olmaları gerekmektedir. Güvenlik güçlerinin bir adım önde olabilmeleri adına, farklı ülkelerde ve farklı zamanlarda oluşmuş önceki suç örgütlerinin yapılarını ve operasyonlara karşı yapısal olarak gösterdikleri reaksiyon biçimlerini iyi bilmeleri gerekmektedir. Bu sayede güvenlik güçlerince, aktif suç örgütlerine karşı durumsal bir farkındalık oluşturulacaktır.

Tez kapsamında; önceki dönemlerde farklı ülkelerde faaliyet göstermiş suç örgütlerinin oluşturduğu ağları içeren veri setleri girdi olarak kullanılmaktadır. Bu gerçek veri setleri üzerinden suç örgütlerinin karakteristik ağ özelliklerinin çıkarılmasının ve diğer ağlardan

farklılıklarının ortaya koyulabilmesinin, güvenlik güçlerince bu tür ağların daha iyi analiz edilmesine katkı sağlayacağına şüphe yoktur. Bu nedenle gerçek veri setleri üzerinde yaptığımız çalışmalarda önerdiğimiz modellerin ve yaklaşımların güvenlik güçlerince bir karar destek sistemi gibi kullanılması mümkündür.

Suç örgütlerinin etkisizleştirilmesi adına farklı yaklaşımlar öneren birçok çalışma yapılmaktadır. Bilişim alanında yaşanan hızlı değişim sonucu artan veri boyutlarından yeni anlamlı bilgilerin çıkarılması ihtiyacı ve bu alanda karşılaşılan problemlere yönelik gerçekleştirilen çözümlerin suç örgütlerine yönelik uygulanması kavramı son on yılda oldukça popüler hale gelmiştir. Buna en iyi verebileceğimiz örnek, sosyal ağların popülerleşmesi sonucu artan veriler üzerinden sosyal ağ analiz yöntemleri ile anlamlı ve öngörülme-yen bilgilerin çıkarılması verilebilir. Suç örgütleri üzerine yapılan çalışmaların yalnızca bir ya da birkaç ağ üzerinde yapılması suç örgütlerinin genel ağ yapılanmalarının nasıl olabileceğini öngörmek adına yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle de farklı suç örgütü ağlarının operasyonlar sonrası nasıl reaksiyon göstereceklerini tahmin edebilmek zorlaşmaktadır. Ancak çok sayıda suç örgütünün ortak yapısal özelliklerinin belirlenmesi ve bunların tespitine yönelik model oluşturulması ile operasyonlar sonrası suç örgütlerinin yapısal özelliklerinin benzer türdeki ağlar gibi olabileceğini öngörmek mümkün olabilmektedir. Nitekim bu tezi gerçekleştirirken ana motivasyonlarımızdan birisi benzer suç örgütlerinin daha iyi anlaşılabilmesi adına sosyal ağ analizi ve makine öğrenme algoritmalarının alanda yer alan gerçek suç örgütü ağları üzerinde uygulanması ve suç örgütlerinin yapılarını daha iyi açığa çıkarabilen yeni modellerin ortaya çıkarılmasıdır. Bir başka motivasyonumuz ise suç örgütlerine en fazla zararı verecek olan anahtar roldeki kişilerin belirlenmesi ve onların yerlerine geçecek olan varis kişilerin ağı daha pasif hale getirebileceğinin öngörülmesi ihtiyacıdır. Bu nedenlerle tezde sosyal ağ analizi, makine öğrenmesi yöntemleri ve istatistiksel yöntemlerin bir arada kullanıldığı yeni yaklaşımlar önerilmektedir.

Bu tez kapsamında suç örgütlerinin ağ yapılanmalarının anlaşılması ve örgütlerin etkisizleştirilmesi için önerdiğimiz tüm yaklaşımların tek başına bir çözüm üreteceğini söylemek mümkün değildir. Bu nedenle elde edilen sonuçlar üzerine alanda uzman kişilerin görüşlerinin alınması hayati önem taşımaktadır.

1.3. Özgünlük

Literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında sosyal ağ analiz metriklerinin birçok farklı alanda uygulaması mevcut bulunmaktadır. Sosyal ağ veya organizasyonların içerisindeki anahtar kişilerin bulunması problemi viral pazarlama, organizasyon içerisinde verimliliği arttırabilme, terör organizasyonlarının tesir gücünü minimize edebilme ve mobil ağlarda virüslere karşı direncin arttırılmasına yönelik olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

Gerçekleştirilen bu tez çalışması sayesinde suç örgütleri içerisinde yer alan anahtar kişilerin ve varislerinin tespit edilmesi, anahtar kişilerin ağdan çıkması veya çıkarılması, anahtar kişilerin yerine geçecek varislerin tespiti ve ağın genel SAA metrik değerlerinin hesaplanması sağlanarak, suç ağlarının etkisizleştirilmesine yönelik ağların yeniden yapılandırılabilmesini sağlayan çerçeve oluşturulmuştur.

Suç örgütleri çizge yapılarının tanımlanması ve sosyal ağlarda benzer yapıların tespiti çok önemli bir güvenlik önlemi olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu tür yapıları tanımlayarak, ilgili suç örgütlerini harekete geçmeden önce izlemek, etkisizleştirmek ve sonlandırmak mümkün olabilmektedir. Gerçek suç örgütleri veri setleri üzerinde bilinen SAA metriklerini kullanarak makine öğrenmesi ve istatistiksel analizlerle oluşturduğumuz üç farklı yöntemin bilinmeyen bir sosyal ağı terör, kokain ya da yasal bir arkadaşlık ağı olarak sınıflandırması sağlanmıştır. Yaptığımız analizler, önerdiğimiz üç yöntemin de suç ağlarının suçlu olmayanlardan ayrılmasında önemli sonuçlar sağlayabileceğini göstermektedir. Elde ettiğimiz sonuçlar, bu yöntemlerin güvenlik güçlerinin farklı bölgelerde faaliyet gösteren suç örgütleriyle mücadelelerinde destekleyici bir parametre olarak kullanılabilecek kadar uygun olduğunu göstermektedir.

Suç örgütlerinin analizlerine yönelik yapılan çalışmalar bir veya birkaç suç örgütünün derinlemesine analizini içermektedir. Bu tez kapsamında elde edilen gerçek suç örgütleri gruplar halinde yapısal anlamda analiz edilmiş ve suç örgütlerinin SAA metrikleri açısından karakteristik yapıları ortaya çıkarılmıştır. Bu karakteristik yapılar makine öğrenmesi ve istatistiksel yöntemlerle analiz edilerek herhangi bir sosyal ağın bu yapılarla benzerliği tespit edilmiş olup, suç örgütlerinin analizlerinin gerçekleştirildiği alanda bizim bildiğimiz şimdye kadar böyle bir çalışma bulunmamaktadır. Çizge teorisinde yer

alan ve daha çok biyolojik ağlar üzerinde kullanılan motif frekans analizi ilk defa suç örgütleri ağ yapılarına uygulanmıştır.

Suç örgütlerinin etkisizleştirilmesine yönelik varis kişilerin tespitinde yer alan diğer çalışmalardan farklı olarak kişilerin kullanıcı tanımlı herhangi bir özelliği analize dahil edilmemiştir. Bu sayede anonim olarak komşuluk listesi şeklinde sağlanacak herhangi bir ağ için varis kişilerin tamamen matematiksel SAA metrikleri ele alınarak tespiti mümkün kılınmaktadır. Varis kişilerin tespiti ve ağdan bazı kişilerin çıkarılması sonucu ağın yeniden yapılandırılmasına yönelik yapılan çalışmalarda bulunan eksiklikler, tez çalışması kapsamında farklı stratejiler ortaya konularak giderilmeye çalışılmıştır. Alanda bulunan bir başka tartışmalı konu yeni oluşan ağın değerlendirilmesidir. Bazı çalışmalarda ağın değerlendirilmesi kişilere önceden tanımlanmış nitelik değerleri (ölümcüllük, tehlikelilik, düşmanlık) üzerinden yapılmaktadır. Örneğin ağdan kişi çıkartılması işlemleri sonrası oluşan suç örgütünün yeni yapısının tehlikelilik durumu kişilerde yer alan düşmanlık ve tehlikelilik olarak adlandırılan niteliksel atanmış değerler ile hesaplanmaktadır. Bu tez çalışmasında diğer çalışmalardan farklı olarak, ağın yeniden yapılandırılması aşamasında önerilen stratejilerin ağlarda olumlu veya olumsuz nasıl bir etki oluşturduğu suç örgütlerinin tespitinde kullandığımız modellerle belirlenmektedir. Böylece yeniden oluşturulan ağlara önceden belirlenen niteliksel değerlerle herhangi bir müdahalede bulunulmaması ve önyargı oluşturulmaması sağlanmakta, yeniden oluşturulan ağlar sayısal analizlerle değerlendirilmektedir.

Tez çalışması kapsamında suç örgütlerinin karakteristik yapısal özelliklerinin ortaya çıkarılması için önerilen yaklaşımların farklı ağ yapıları için uygulanması mümkündür. Çünkü önerilen modellerde yalnızca suç örgütlerinin yapılarına özgü olan ve ağda yer alan kişilerin özelliklerini içeren herhangi bir nitelik kullanılmamaktadır. Yani ağda yer alan kişilerin rolü, görevi, rütbesi ve tehlikelilik derecesi gibi kişilere özel nitelik tanımlamaları yapılmamaktadır. Modeller ile kişiler ve kişiler arasındaki bağlantılardan oluşan ağ yapısı analiz edilmekte ve çıkarımlar yapılmaktadır.

Ağlarda yer alan anahtar kişilerin ve bunların varislerinin tespiti için önerilen yaklaşımlar ile ağların yeniden yapılandırılma stratejileri de suç örgütlerinin analizlerinin yanında;

viral pazarlama, hastalık salgınlarının tespiti, organizasyon içerisinde verimliliği arttırabilme ve mobil ağlarda virüslere karşı direncin arttırılması gibi araştırma alanlarında da kullanılabilmesi mümkündür. Anahtar kişilerin ve varislerinin tespitinde, bazı önemli SAA metriklerini birleştirerek oluşturulan yeni metrik hesaplaması yalnızca suç örgütleri ağlarında değil, ağ yapısı sergileyen farklı alanlarda ki problemlerin çözümünde de kullanılması mümkündür. Çünkü önerilen yeni metrik değeri içinde ağın ait olduğu alana özgü herhangi bir tanımlama kullanılmamaktadır.

1.4. Tez Organizasyonu

Tezin ilk bölümünde tez kapsamında ele alınan problemin tanımı, tezin nihai amacı, alana sağladığı katkısı ve özgünlüğü hakkında özetleme yapılmıştır. Tezde önerilen model ve yaklaşımların daha iyi anlaşılabilmesi için gerekli olacak temel bilgi altyapısını sağlama adına ikinci bölümde alan bilgisi ve alan yazın özeti verilmektedir. Alan bilgisi ve alan yazın özetinde tezin temelini oluşturan çizge teorisi ve sosyal ağ analiz kavram ve yöntemleri ile önerilen model ve yaklaşımlarda kullanılan makine öğrenmesi teknikleri ve istatistiksel yöntemler açıklanmaya çalışılmaktadır. İkinci bölümde son olarak SAA yöntemlerin uygulandığı suç örgütleri ağ yapıları ve bu alanda yapılmış çalışmalar hakkında bilgilendirme yapılmaktadır. Tezin üçüncü bölümünde tez kapsamında kullanılan literatürden elde edilmiş gerçek veri setleri çizge gösterimleri ve detaylı açıklamaları ile verilmekte, veri setleri üzerinde uygulanan yöntemler özetlenmektedir.

Tezin ana kurgusunda suç örgütlerinin ağ yapılarının tanımlanması ve bu ağları etkisizleştirmeye yönelik anahtar kişiler ve bunların varislerinin tespiti olmak üzere iki amaç belirlenmiştir. Bu kurgunun birinci amacı olan ağ yapılarının tanımlanması ile suç örgütlerinin ağ yapılarını diğerlerinden ayıran karakteristik özelliklerinin açığa çıkarılması ve suç örgütlerine benzer ağ yapılarının tespiti mümkün kılınabilmektedir. Bu amaç doğrultusunda dördüncü bölümde suç örgütlerinin ağ yapıları analiz edilerek diğer ağlardan farklılıkları SAA metrikleri ve istatistiksel yöntemlerle açıklanmaktadır. Bununla birlikte analizi gerçekleştirilen suç örgütlerine benzer ağ yapılarının tespiti için makine öğrenmesi yöntemleri ve istatistiksel yöntemlerle oluşturulmuş modeller önerilmekte, modellerin test verileri ile başarımları değerlendirilmektedir.

Tezin nihai ikinci amacına yönelik olarak varis kişilerin tespiti ve analizi beşinci bölümde verilmektedir. Beşinci bölümde suç örgütlerinin oluşturduğu ağlarının etkisizleştirilmesi için ağdan çıkarılacak anahtar kişilerin (düğümlerin) tespit edilmesine yönelik SAA metrikleri belirlenmiş ve anahtar kişilerin ağdan çıkarılması sonucu bunların yerine geçecek varis kişilerin tespitine yönelik yeni bir SAA metriği önerilmektedir. Ayrıca varis kişilerin belirlenmesinde uygulanan stratejiler ile varis kişilerin ağ içerisinde oluşturacağı yeni bağlantılar için stratejiler belirlenerek bu stratejilere göre suç örgütleri yapısında oluşan değişimler analiz edilmektedir. Suç örgütlerinin yapısında oluşan değişimlerin analizi için, dördüncü bölümde verilen suç ağlarının tespiti ve benzerliğine yönelik önerilen modeller kullanılmaktadır.

Son bölüm olan altıncı bölümde de nihai değerlendirme sonuçları ile tartışmaya açık hususlar ele alınmaktadır. Bununla birlikte tez kapsamında önerilen yaklaşımlar ile ilave yapılabilecek çalışmalar hakkında öneriler sunulmaktadır.

2. ALAN BİLGİSİ VE ALAN YAZIN ÖZETİ

Sosyal ağ analizi son yıllarda oldukça popüler bir alan olmasına karşın, bu alanın temelini oluşturan çizge teorisine yönelik ilk çalışmaların 18. yüzyılda İsviçreli matematikçi Leonhard Euler tarafından ünlü Königsberg köprüsü problemine [2] yönelik yapıldığı bilinmektedir. Nesnelerin birbirleri ile ilişkilerini temel alarak incelenmesini sağlayan çizge teorisinde yer alan matematiksel yöntemler günümüzde insanların oluşturduğu ilişkisel ağların analizine uyarlanarak ve geliştirilerek sosyal ağ analizi olarak kullanılmaktadır. Sosyal ağ analizi kavramı ilk olarak sosyal bilimciler tarafından insanlar arasındaki ilişkilerin bireyler üzerinde oluşturduğu etkileri ölçme ve insanların davranışlarını değerlendirme amacıyla kullanılmaktaydı. Bilgi çağı olarak adlandırdığımız günümüz çağının başlangıcında internet üzerinde yaygın bir şekilde kullanılmaya başlayan arkadaşlık ve mesajlaşma uygulamaları ile insanların oluşturduğu ağ yapıları oldukça büyük boyutlara ulaşmış, insanlar arası ilişkileri içeren büyük boyutlu bu verilerin işlenmesi ve kıymetli bilgilerin açığa çıkarılabilmesi için çizge teorisini temel alan ve önceleri sosyal amaçlı kullanılan sosyal ağ analizi yöntemleri kullanılmaya ve farklı amaçlar doğrultusunda geliştirilmeye başlanmıştır. Bu amaçlar ilk başlarda daha çok reklam ve ticaret amaçlı olarak insanların eğilimlerinin ve ilgi alanlarının belirlenmesi ve buna yönelik olarak insanlara ürün önerileri sunulması yönünde gelişmekteydi. Sosyal ağ analizi yöntemlerinin gittikçe popüler olması, ilişkisel yapı sergileyen biyolojik ağlar, hastalık salgını ağları, iletişim ağları ve suç örgütleri ağları gibi birçok farklı alanda da yaygın bir şekilde uygulama bulmasını sağlamıştır.

Suç örgütleri de bilgi çağının sağladığı iletişim kolaylığı, gizliliği ve kısa sürede birçok kişiye erişebilme durumlarını kendi çıkarları doğrultusunda aktif bir şekilde kullanmaktadır. Çoğu terör ve suç örgütlerinin günümüzde sosyal medyayı ve sanal platformları aktif bir şekilde kullanmaları; kendi propagandalarını yaymalarını, daha ılımlı kişilerin ideolojilerinde radikalleşmelerini ve örgütlerine birçok üye kazandırmalarını [3] sağlamaktadır. Bu nedenlerden dolayı iletişim ortamlarını kullanarak suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarının izlenmesi güvenliğin sağlanması adına gerekli ve zorunlu olmaktadır. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarının izlenebilmesi, benzer ağ yapılarının tespit edilebilmesi ve bunların etkisizleştirilebilmesi için sosyal ağ analizi yöntemlerinden de faydalanılmaktadır. SAA yöntemleri genellikle üç farklı alanda ayrışan suç örgütlerinde kullanılmaktadır. Bunlardan en yaygın olan

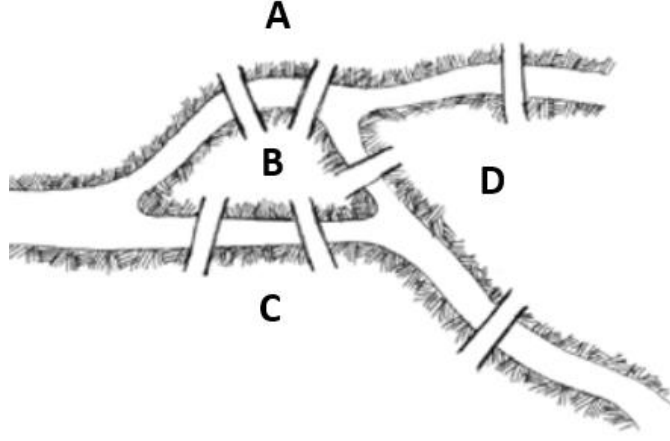
birincisi terör örgütleri, ikincisi sokak çeteleri, genç ve suçluların oluşturduğu gruplar [4], ve son olarak organize suç gruplarıdır [5]. Terör ağlarını [6–9], suç çetelerini ve organize suç örgütlerini (yasadışı uyuşturucu ticareti yapan kişilerin oluşturduğu ağlar, karanlık ağlar ve kara para aklama işlerini gerçekleştiren kişilerin oluşturduğu ağlar) [10,11] etkisizleştirmek adına SAA yöntemlerini kullanan birçok çalışma yürütülmektedir. Bu çalışmalar suç örgütlerini etkisizleştirebilme ve yok edebilme adına ağ içerisindeki bilgi akışını yavaşlatma, ağ parçalama ve ağ içerisinde etki gücü en yüksek kişileri ağdan çıkartarak ağın işleyişinde bozulmalar oluşturma gibi farklı amaçlar doğrultusunda SAA yöntemlerini kullanmaktadır. Ağlar içerisinde yapısal bozulmalar oluştuğunda ağların dayanıklılığını ve bilginin akışını ölçmek için kullanılan SAA yöntemleri yalnızca suç örgütleri ile sınırlanmamakta farklı amaçlar doğrultusunda da [12,13] kullanılabilir.

Alanda yapılan çalışmalara yönelik ön bilgi oluşması adına bölümün alt maddelerinde sırasıyla sosyal ağ analizinin temelini oluşturan çizge teorisi, sosyal ağ analiz yöntemleri, makine öğrenmesi ve istatistiksel yöntemler ile suç örgütlerinin ağ yapılanmalarına yönelik genel alan bilgisi verilmektedir. Bu bölümün son alt maddesinde de suç örgütleri üzerine alanda yer alan SAA çalışmalarına yer verilmiştir.

2.1. Çizge Teorisi (Graph Theory)

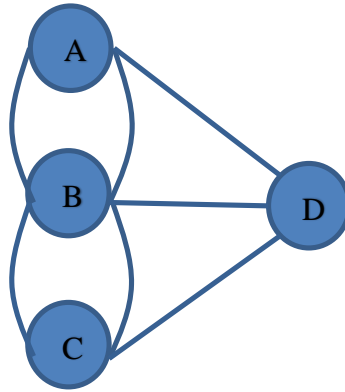
Çizge teorisi gerçek hayattaki problemlerin çözümü ya da verilerin daha anlaşılabilir bir şekilde temsil edilebilmesi için tüm nesne ve nesnelere arası ilişkilerin çizge ile modellenmesini amaçlamaktadır. Bilgisayar bilimleri, matematik, fizik, kimya, biyoloji ve sosyal bilimler gibi birçok farklı disiplinde kullanım alanları [14] mevcuttur.

Leonhard Euler tarafından ünlü Königsberg köprüsü problemine yönelik [2] yapılan çalışma ile gerçek hayatta yer alan bir problemin çizge yapısı ile temsil edilerek çözülmeye çalışılmasının çizge teorisinin ilk çalışmalarından olduğu belirtilmektedir. Problemi oluşturan Pregel nehri ve nehrin ayırdığı dört bölge ile bu bölgeleri birbirine bağlayan 7 köprü Şekil 2.1’de verilmektedir. Bu probleme göre her bir köprü üzerinden yalnızca bir kez geçerek tüm bölgeler gezilebilir mi sorusuna çözüm bulunmaya çalışılmıştır.



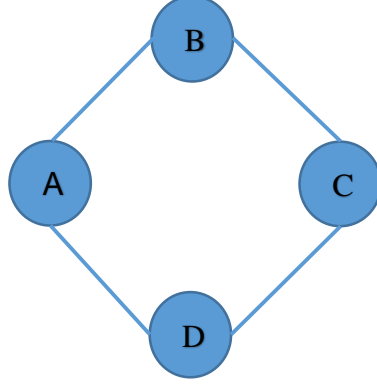
Şekil 2.1. Almanya'nın Königsberg (şu an Rusya Kaliningrad) şehrinde yer alan Pregel nehri üzerinde yer alan köprüler.

Euler tarafından bu problem Şekil 2.2'de verilen çizge yapısına dönüştürülmüştür. Euler böyle bir gezinin mümkün olamayacağını matematiksel olarak kanıtlamıştır. Böyle bir gezinin yapılabilmesi için çizgenin sadece iki düğümünün tek sayıda bağlantıya, diğer düğümlerin ise çift sayıda bağlantıya sahip olması gerektiğini belirtmiştir. Königsberg şehrinin çizge modelinin bu şartı sağlamadığı görülmektedir. Bu probleme yönelik çözüm önerisi ile çizge teorisinin temelleri atılmıştır.



Şekil 2.2. Euler'in Königsberg problemine yönelik çizge modeli.

Çizge düğümlerden (nodes) ve düğümleri birbirlerine bağlayan kenarlardan (edges) oluşan bir yapıdır [15]. Düğümler nesnelere, kenarlar ise bu nesnelere arasındaki bağlantıları/ilişkileri temsil etmektedir. Çizgeler matematiksel olarak $G = (V, E)$ olarak tanımlanmaktadır. Burada G (graph) çizgeyi, V (vertices) düğümleri ve E (edges) kenarları temsil etmektedir. Dört düğüm ve dört kenardan oluşan örnek bir çizge Şekil 2.3'te verilmektedir.



Şekil 2.3. Dört düğüm ve dört kenardan oluşan örnek bir çizge gösterimi.

Çizgelerin oluşturduğu yapılar kenar listesi biçiminde gösterilebileceği gibi, düğümlerin oluşturduğu komşuluk matrisi biçiminde de gösterilebilmektedir. Şekil 2.3'te verilen örnek çizgenin kenar listesi; kenarları temsil eden (A-B), (B-C), (C-D), (A-D) düğüm ikililerinden oluşmaktadır. Komşuluk matrisinde ise, N düğümlü bir çizge için $N \times N$ matris yapısı oluşturulur. Düğümler arasında bağlantı var ise matristeki düğümlerin kesişim alanlarına 1, diğer alanlara 0 koyulur. Böylece komşuluk matrisi elde edilebilir. Kenar listesi daha az kenar sayısı içeren çizgelerde tercih edilirken, komşuluk matrisi gösterimi daha fazla kenar sayısı içeren yoğun çizgelerde tercih edilmektedir. Tez kapsamında analizleri gerçekleştirilen çizgeler daha az kenar sayısı içeren seyrek ağlar olup kenar listesi biçimine dönüştürülerek kullanılmaktadır.

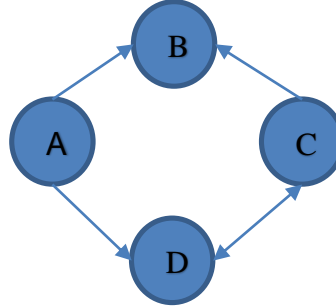
Çizge teorisi çok kapsamlı bir alan olup, tez kapsamında alana ait tüm bilgileri verebilmek mümkün olamamaktadır. Bu nedenle bu bölümde tez için asgari yeterli olabilecek seviyede temel kavramlara yer verilmektedir.

2.1.1. Çizge Türleri

Çizgeler kenarların farklı bağlanma durumlarına göre farklı şekilde tanımlanmaktadır. Birçok farklı çizge türü tanımlaması bulunmasına karşın burada en bilinen ve tez genelinde ihtiyaç duyulabilecek çizge türlerinden bahsedilmektedir.

Yönlü Çizgeler (Directed Graphs): Eğer bağlantılarda yön bilgisi mevcutsa bu çizgeler yönlü çizgeler olarak adlandırılmaktadır. Yönlü çizge yapılarına örnek olarak Twitter

sosyal ağında insanların birbirlerini takip etmeleri durumu verilebilir. Eğer iki kişiden birisi diğerini takip ediyor diğeri etmiyorsa bu durumdaki bağlantı tek yönlüdür. İki kişide birbirini takip ediyorsa bağlantı çift yönlüdür. Yönlü çizgelerde bağlantı uçları oklarla gösterilir. Örnek yönlü çizge gösterimi Şekil 2.4'te verilmektedir.

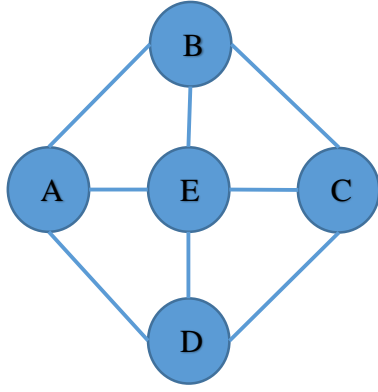


Şekil 2.4. Dört düğümden oluşan örnek bir yönlü çizge gösterimi.

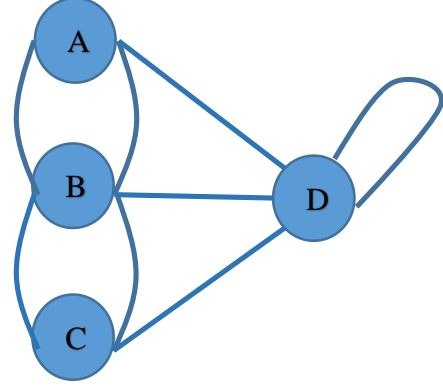
Yönsüz Çizgeler (Undirected Graphs): Düğümler arasındaki bağlantıların hepsi çift yönlü ise, bir başka deyişle bağlantılarda yön bilgisi mevcut değilse bu çizgeler yönsüz çizgeler olarak adlandırılmaktadır. Yönsüz çizge yapılarına örnek olarak sosyal arkadaşlık sitelerinde (Facebook, LinkedIn, Wechat, vb.) arkadaşlar arasında kurulan bağlantılar verilebilir. Bu tür yapılarda tek yönlü arkadaşlık bağlantısının olması mümkün olmamakta, arkadaşlık isteklerine onay verilmesi durumunda bağlantı kurulmaktadır. Suç örgütlerinin üyelerinin ve üyeleri arasındaki bağlantıların oluşturduğu ağ yapıları da yönsüz çizgelere örnek olarak verilebilmektedir.

Ağırlıklı Çizgeler (Weighted Graphs): Eğer düğümler arasındaki bağlantılar bir ağırlık değerine sahipse bu tür çizgeler ağırlıklı çizgeler olarak tanımlanmaktadır. Ağırlıklı çizgeler düğümler arasındaki bağın gücünün değerini göstermesi açısından önemlidir. Özellikle iletişim kayıtlarında kişilerin birbirlerini ne sıklıkla ve ne kadar süre ile aradıkları bilgileri ağırlıklı çizgeler ile çok uygun temsil edilebilmektedir.

Basit Çizgeler (Simple Graphs): Basit çizgeler düğümler arasında çoklu bağlantıların olmadığı ve düğümün kendi üzerinde döngüsünün bulunmadığı çizgelerdir. Eğer iki düğüm arasında birden fazla bağlantı varsa veya düğüm kendisine bağlantı oluşturuyorsa bu tür çizgeler çoklu çizgeler olarak tanımlanmaktadır. Şekil 2.5'te basit ve çoklu çizgelere örnek verilmektedir.



Basit Çizge

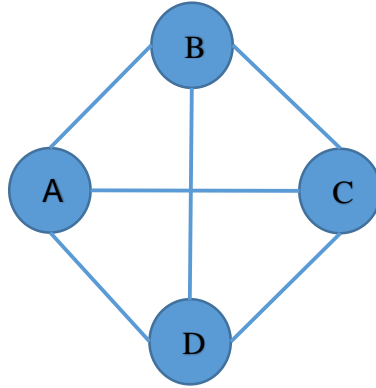


Çoklu Çizge

Şekil 2.5. Basit ve çoklu çizge örnekleri.

Arkadaşlık ağlarının oluşturduğu çizgeler basit çizgeler olup tez kapsamında yer alan tüm veri setleri basit çizge olarak kullanılmaktadır.

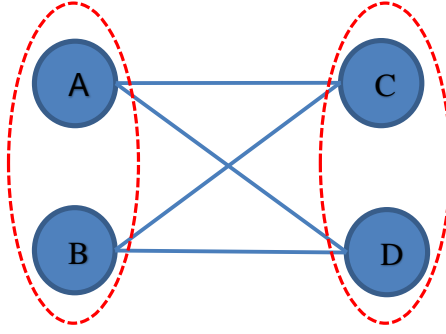
Tam Çizgeler (Complete Graphs): Eğer çizgede yer alan tüm düğümler birbirlerine bağlı ise bu tür çizgeler tam çizgeler olarak tanımlanmaktadır. Sosyal ağ analizinde tam çizgelere *klik yapısında ağlar* da denilmektedir. Şekil 2.6'da dört düğümden oluşan ve her bir düğümün birbirine bağlı olduğu tam çizge diğer adıyla *4-klik yapısı* verilmektedir.



Şekil 2.6. Örnek tam çizge (klik ağ yapısı) gösterimi.

İki Parçalı Çizgeler (Bipartite Graphs): Çizge içerisindeki düğümler iki farklı küme içerisinde yer alacak şekilde ve kendi kümeleri içerisinde herhangi bir bağlantı olmayacak şekilde ayrılabilirse bu tür çizgelere iki parçalı çizgeler denilmektedir. Şekil 2.7'de iki parçalı çizge örneği verilmektedir. İki parçalı çizgeler farklı türde düğüm barındıran

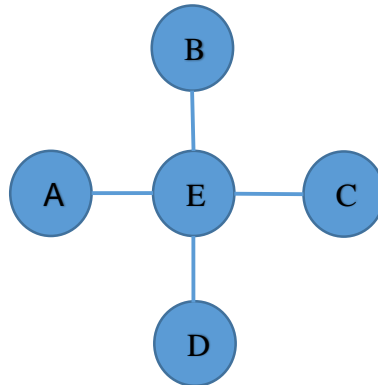
çizgelerde etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Daha açıklayıcı örnek vermek gerekirse düğüm türlerinden biri insanı temsil etmekte, diğeri de gerçekleştireceği görevi temsil ediyorsa, insanlarla görevleri birbirlerine bağlayan böyle bir çizge yapısı iki parçalı çizge yapısı ile temsil edilebilmektedir.



Şekil 2.7. Örnek iki parçalı çizge (bipartite graph) gösterimi.

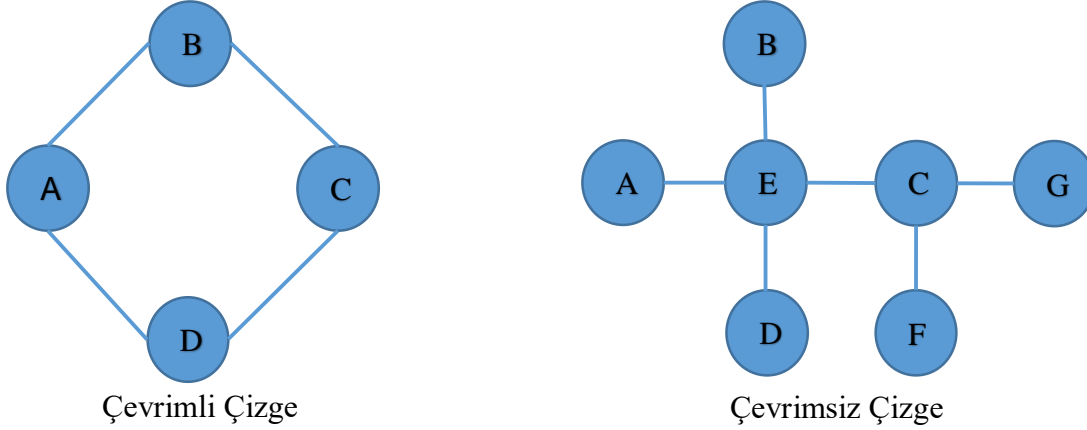
İki parçalı çizgelerde eğer bir kümede yer alan her bir düğüm diğer kümedeki tüm düğümlere bağlanıyorsa böyle çizgelere tam iki parçalı çizgeler denilmektedir. Şekil 2.7’de verilen çizge aynı zamanda bir tam iki parçalı çizge türüne örnektir.

Yıldız Çizgeler (Star Graphs): Eğer çizge içerisinde yer alan n düğümden bir tanesi ($n-1$) düğüme bağlı, diğer düğümler ise yalnızca bir düğüme bağlı ise bu tür çizgeler yıldız çizgeler olarak adlandırılmaktadır. Bu çizgelerin görünümü bir yıldıza benzediğinden yıldız çizgeler denilmektedir. Bu tür çizgeler güçlü bir lidere bağlı ağ yapılanmaları sergileyen sosyal ağlarda sıklıkla görülmektedir. Örnek yıldız çizge yapısı Şekil 2.8’de verilmektedir.



Şekil 2.8. Örnek yıldız çizge gösterimi.

Çevrimli ve Çevrimsiz Çizgeler (Cyclic, Acyclic Graphs): Eğer 2 düğümden fazla ve n adet düğüme sahip çizgelerde düğümler arasındaki n adet bağlantıyla en az bir çevrim oluşuyorsa bu tür çizgelere çevrimli çizgeler denilmektedir [15]. Eğer çizgeler herhangi bir çevrim buldurmuyorsa bu tür çizgelerde çevrimsiz çizgeler olarak adlandırılmaktadır. Çevrimli ve çevrimsiz çizge örnekleri Şekil 2.9’te verilmektedir.



Şekil 2.9. Örnek çevrimli ve çevrimsiz çizge gösterimleri.

Ağaç Çizgeler (Tree Graphs): Yönsüz bir çizge içerisinde yer alan her bir düğüm arasında sadece bir yol bulunmaktaysa bu tür çizgelere ağaç çizgeler denilmektedir. Çevrimsiz çizgelerde her düğüm birbirine bağlı ise bu tür yapılara da ağaç çizgeler denilmektedir. Ağaç çizgeler ikili ağaçlar, dengeli ağaçlar, karar ağaçları gibi farklı yaklaşımlarla farklı problemlerin çözümünde kullanılmaktadır.

Orman Çizgeler (Forest Graphs): Çizge içerisinde birbirine bağlı olmayan ağaç çizgeleri bulunuyorsa bu tür çizgelere orman çizgeler denilmektedir. Makine öğrenmesi yöntemlerinde bulunan rastgele orman öğrenme yöntemi de orman çizgeler temelinde çalışmaktadır.

2.1.2. En Kısa Yol (Shortest Path)

Çizge içerisinde yer alan yol kavramı birbirinden farklı düğümlerin kenarlar aracılığı ile birbirlerine bağlandığı rotalar olarak tanımlanmaktadır [16]. Çizge içerisindeki bir kez geçilen kenardan tekrar geçilmemesi şartıyla tüm düğümlere ulaşılan rotayı içeren yola Hamilton yolu denmektedir. Hamilton yollarının bulunmasına yönelik çözümler gerçek hayattaki gezgin satıcı probleminin çözümünde kullanılmaktadır. Çizge içerisindeki

herhangi iki düğüm arasında bulunan yollardan en az sayıda kenar içeren yol iki düğüm arasındaki en kısa yoldur. u ile v düğümü arasındaki en kısa yol gösterimi $d(u,v)$ şeklindedir. En kısa yolların bulunmasına yönelik olarak yönlü, yönsüz ve ağırlıklı çizgelerde farklı algoritmalar kullanılmaktadır. Yönlü, yönsüz ve negatif değer içermeyen ağırlıklı veya ağırlıksız çizgelerde bir düğümden diğer düğümlere giden en kısa yolları bulmak için en bilinen yöntem Dijkstra [17] algoritmasıdır. Bilgisayar ağları arasında yönlendirme protokollerinde en kısa yolun bulunması amacıyla Dijkstra algoritması yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Negatif değer içeren yönlü graflara uygulanabilen en kısa yol algoritması olarak Bellman-Ford algoritması [18,19] örnek olarak verilebilir.

2.1.3. Dış Merkezilik (Eccentricity), Çap (Diameter) ve Yarıçap (Radius)

Çizgede bulunan düğümler arasındaki en kısa yollara farklı tanımlamalar yapılmaktadır. Bu tanımlamalar düğüm veya çizgenin geneli hakkında bilgi vermektedir. Bunlardan ilki; bir düğümün (v) çizgedeki diğer düğümlere olan en kısa yollarından en uzun olanın değerini veren dış merkezilik ($\varepsilon(v)$) değeri [20] olup, dış merkezilik eşitliğinin gösterimi Eşitlik 1’de verilmektedir. V çizgedeki düğüm kümesini göstermektedir. v ve u düğümü arasındaki en kısa yol $d(v, u)$ ile gösterilmektedir.

$$\varepsilon(v) = \max_{u \in V} d(v, u) \quad (1)$$

D harfi ile gösterilen çap değeri de çizge içerisinde yer alan düğümlerin dış merkezilik değerlerinden en büyük olanıdır. Çap değerinin bulunmasına yönelik gösterim Eşitlik 2’de verilmektedir.

$$D = \max_{u \in V} \varepsilon(u) \quad (2)$$

Çizgenin yarıçap (r) değeri ise çizgede yer alan düğümlerin arasındaki en küçük dış merkezilik değeridir. Yarıçap değerinin hesaplaması Eşitlik 3’te verilmektedir.

$$r = \min_{u \in V} \varepsilon(u) \quad (3)$$

Çizge teorisinde en kısa yolları temel alan dış merkezilik, çap ve yarıçap değerlerinden sosyal ağları genel olarak değerlendirebilme adına çizge çap değerleri yaygın bir şekilde kullanılmakta olup, suç örgütlerinin analizi bölümünde bu metriğin ürettiği değerlerden faydalanılmaktadır.

2.1.4. Ayrımın Altı Derecesi (Six Degrees of Seperation)

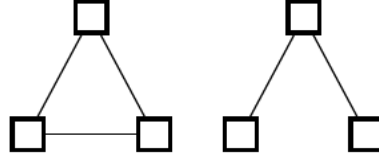
Ayrımın altı derecesi kavramı ile dünyadaki insanların birbirlerine en fazla 5 kişi aracılığı ile (toplamda ortalama 6 adımda) ulaşılabileceği iddia edilmektedir. Bu kavramın ilk düşüncesini ortaya atan kişinin 1929 yılında yaptığı *zincir bağlantılar* [21] adlı çalışma ile Macar yazar Karinity olduğu kabul edilmektedir. Bu çalışmanın temelinde yatan düşünce artan insan sayısına rağmen ilişkiler arası uzaklığın artmadığı şeklindedir. Sonraları bu kavramla ilgili farklı çalışmalar [22,23] yapılmasına rağmen en popüler olan çalışma 1967 yılında Milgram [24] tarafından *küçük dünya fenomeni* (small-world phenomenon) adlı çalışma olmuştur. Çalışmada yapılan sosyal deney ile insanlar arası ilişki uzaklığını ölçmek için Amerika'da yer alan iki eyalet arasında insanların hiç tanımadıkları kişilere mektupları kaç adımda ulaştıracakları ölçülmüştür. Deneyde yer alan kişilere mektubun ulaşacağı kişiyi tanıyıp tanımadıkları, tanımıyorlarsa tanıyabileceği düşünülen en yakın kişiye göndermeleri istenerek nihayetinde mektubun alıcısına ulaşması test edilmiştir.

İnternet üzerinde sosyal ağların ve mesajlaşma uygulamalarının artması sonucu bu deney internet ortamında farklı uygulamalar için tekrarlanmıştır. Bunlardan popüler olanlardan biri Leskovec ve Hortviz tarafından [25] Microsoft mesajlaşma programı için yapılan kişiler arası ortalama yol uzunluğunun 6.6 olarak ölçüldüğü çalışmadır. 2016 yılında başka bir sosyal ağ olan Facebook kullanıcıları üzerinde yapılan çalışmada [26] kişiler arası ortalama uzaklık 4.57, ayırım derecesi ise 3.57 olarak bulunmuştur.

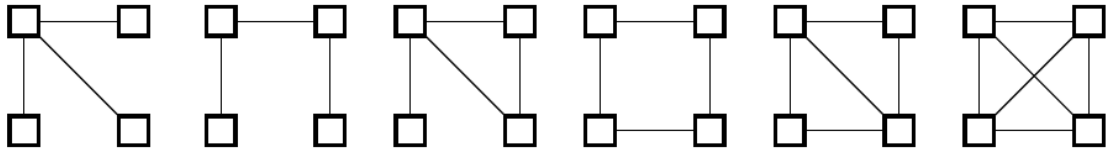
2.1.5. Motifler

Motifler Milo ve arkadaşlarının çalışmasında [27] 3 veya 4 düğümden oluşan çizgeler olarak tanımlanan ve karmaşık ağların yapısal tasarım prensiplerini açığa çıkarmada kullanılan küçük alt ağlardır. Motifler yönlü ve yönsüz çizgelerde kullanılabilir. Yönlü çizgelerde 3 düğümden oluşan (üçlü motif) 13 adet motif tipi, 4 düğümden oluşan

(dörtlü motif) 199 farklı motif tipi bulunmaktadır. Yönsüz çizgelerde ise farklı yönlü motifler tek bir motife indirgenmekte ve farklı motif tipi sayısı azalmaktadır. Nitekim sırasıyla Şekil 2.10’da ve Şekil 2.11’de görüldüğü gibi yönsüz çizgelerde 2 farklı üçlü motif tipi ve 6 farklı dörtlü motif tipi bulunmaktadır.



Şekil 2.10. Üçlü yönsüz bağlı motifler. Sırasıyla klik ve zincir motifler.



Şekil 2.11. Dörtlü yönsüz bağlı motifler. Sırasıyla yıldız, zincir, üçlü döngü (3 loop out), kutu, yarı klik ve klik motifleri.

Motifler üzerine yapılan çalışmalar motif tespiti ve sınıflandırması olmak üzere iki başlık altında gruplanabilir. Bir çizgede motif tespiti üzerine yeterince çalışma yapılmış ve büyük ağlarda efektif bir biçimde motif tespiti ve motif saymaya yönelik farklı algoritmalar geliştirilmiştir. Motif arama ve tespitine yönelik yapılan çalışmalardan bazılarında MFinder [28], Fanmod [29], Kavosh [30], NemoFinder [31], MODA [32], Grochow [33], FPF [34] algoritmaları örnek olarak verilebilir. Motifler kullanılarak yapılan sınıflandırma yöntemleri de literatürde oldukça popüler bir başlıktır. Araştırmalar göstermiştir ki farklı motiflerin frekansları bir ağın hangi alana özgü olduğunu ve alan içerisinde hangi ağ tipinde olduğunu tespit etmede [35] kullanılabilir. Özellikle biyolojik ağların sınıflandırılmasında motifler yaygın olarak kullanılmaktadır [36–39].

Çizge içi bağlantıların geçişliliği ve çizgede yer alan kümelenmelerin tespiti için üçlü motiflerin bazı tipleri kullanılmaktadır. Suç örgütlerinin tespitine yönelik gerçekleştirdiğimiz çalışmada üçlü motifler geçişlilik metriği kapsamında kullanılmaktadır. Motif frekans analizlerinde ise dörtlü motifler kullanılmaktadır.

2.1.6. Sentetik Çizge Üreteçleri

Sentetik çizge üreteçleri farklı biçimlerde rastgele veya gerçek ağları (Sosyal ağlar, İnternet ağı, Atıf Ağları) üretmeye çalışmaktadırlar. Genel olarak kenar bağlama olasılığı, düğüm sayısı, kenar sayısı ve bir takım olasılık değerlerini parametre olarak almaktadırlar. Suç örgütleri tarafından gizlenme ve güvenlik güçlerinin operasyonlarına karşı dayanıklı olabilme amacıyla oluşturulan ağ yapıları rastgele üretilen ağlardan ve gerçek ağlardan yapısal olarak farklılık göstermektedir. Suç örgütleri ağları elde edilmesinin zor ve birçoğunun gizli olmasından dolayı bu ağlar üzerinde yapılan çalışmalar az sayıda veri seti üzerinden ve özel olarak belirli suç ağları üzerine yapılmaktadır. Tez çalışması kapsamında suç örgütlerinin tespitine yönelik geliştirilen modeller üzerinde sentetik ağ üreteçleri ile üretilen ağlar da test edilmektedir. Böylece sentetik ağ üreteçleri ile üretilen ağlardan suç örgütlerinin sergiledikleri karakteristik ağ yapılarına benzeyen sentetik ağlar üretilmiş olup, suç örgütlerinin ağ yapılarının sentetik olarak üretilmesine yönelik ön çalışma gerçekleştirilmiştir.

Sentetik ağ üretimi yöntemleri gerçek ağları sentetik olarak üretmeyi amaçladığından ilk olarak gerçek ağların özelliklerinin bilinmesi gerekmektedir. Literatürde bulunan gerçek ağlar statik değişmeyen ve dinamik sürekli olarak değişen ağlar olarak incelenmektedir. Statik gerçek ağların kuvvet yasası (Power Law) derece dağılımı ve öz vektör dağılımı ile küçük çap değerleri gösterdikleri gözlemlenmiştir. Dinamik gerçek ağların özellikleri ise ağın giderek yoğunlaşması (Densification Power Law) ve ağın çapının daralması ya da dengelenmesi şeklinde tanımlanmaktadır [40]. Kuvvet kanunu dağılımlarına göre ağ içerisindeki bazı yüksek dereceli düğümlerin ağa yeni düğüm eklenmesi durumlarında, ağdaki diğer düğümlere göre daha fazla bağlantıya sahip olacaklarını ve bağlantı sayılarının üstsel olarak artacağını söylemek mümkündür. Kuvvet yasası ayrıca İnternet ağının, WWW (World Wide Web) ve atıf ağlarının derece dağılımlarında, ağ içinde yer alan grupların dağılımlarında ve komşuluk matrislerinin öz değerlerinde de gözlemlenmektedir [41]. Ayrıca Broder ve ark. [42] World Wide Web yapısının papyon şekline benzediğini, Tauro ve ark.[43] da İnternet topolojisinin denizanası gibi küçük bir çekirdek etrafında aynı merkezli bir çember kümesi şeklinde oluştuğunu belirtmektedirler.

Gerçek ağlardan farklı yapılar sergileyen suç örgütlerine yönelik birçok çalışma [44–48] bulunmasına rağmen suç örgütlerinin sergilediği ağ yapılarına benzeyen sentetik ağ üretimini gerçekleştiren bir çalışma bulunmamaktadır. Bu bölümde literatürde yaygın olarak kullanılan sentetik ağ üreteçleri maddeler halinde verilmektedir.

•**Erdős-Renyi** [49]: Kenar olasılığını ve düğüm sayısını parametre olarak alarak rastgele ağlar üretir. Üretilen ağlar gerçek bir sosyal ağa benzememektedir. Çünkü gerçek ağların sahip olduğu kuvvet yasası dağılımları ve düşük çap değerlerini göstermemektedir.

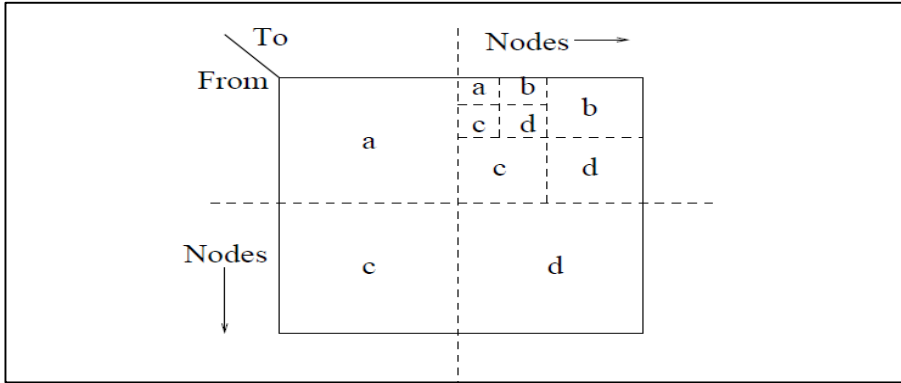
•**Tercihli Bağlanma (Preferential Attachment) Modeli (Barabassi-Albert)** [50]: Bu modelde kenar olasılığı düğümlerin derece değerlerine bağlı olup yüksek derece değerine sahip olan düğümlerin yeni bağlantılar oluşturma olasılıkları daha yüksek olmaktadır. Bu yönü ile ağ görünümü gerçek sosyal ağlara daha yakındır. Ölçek bağımsız ağ (scale free network) özellikleri göstermekte olup düğümlerin derece dağılımları kuvvet yasası dağılımı göstermektedir. Bu modelin gerçek ağlara göre farklılığı olarak gerçek ağlarda görülen kümelenmelerin (farklı büyüklükte oluşan gruplar) bu modelin ürettiği ağlarda tam olarak benzetiminin yapılamamasıdır.

•**Watts–Strogatz Modeli (Small World)** [51]: Ortalama yol uzaklıkları kısa ve yüksek kümelenme (clustering) özellikleri içeren ağlar üretmek için kullanılmaktadır. Düğüm sayısını, her bir düğümün komşuluktaki kenar sayısını ve kenarları yeniden bağlama olasılığını parametre olarak almaktadır. Gerçek ağlarda derece dağılımları homojen değildir. Bu modelde derece dağılımları homojen bir yapı sergilediğinden gerçek ağlardan farklılık göstermektedir. Ağ düğüm sayıları başlangıçta verilmek zorunda olduğundan belli bir deseni sergileyen ağın büyütülerek daha büyük ölçekte ağların oluşturulması için kullanılamamaktadır.

•**Stochastic-Block-Modeli** [52]: Homojen olmayan sentetik ağ grupları oluşturmak için kullanılmaktadır. Ağ içerisinde kümelenmeleri ve topluluk tespiti analizleri çalışmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Gruplar içerisindeki düğüm sayısını ve grup içi ve gruplar arası kenar bağlama olasılıklarını parametre olarak alarak sentetik ağ üretimi gerçekleştirilir.

•**Jackson-Rodgers Modeli** [53]: Bu modelde bazı bağlantılar Erdős-Renyi modelindeki gibi rastgele, bazı bağlantılar ise Barabassi-Albert modeline benzer şekilde düğümün yerel komşuluklarında kurularak gerçek sosyal ağlara daha yakın ağlar üretmeyi amaçlamaktadır.

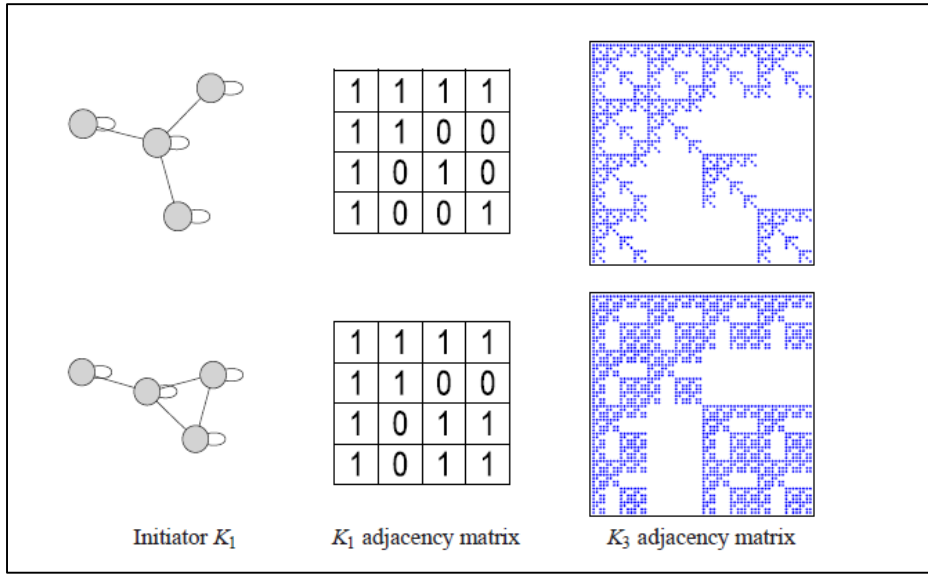
•**R-MAT (Recursive Matrix)** [41]: Bu modelde birkaç parametre ile kuvvet yasası derece dağılımı gösteren ve düşük çap değerlerine sahip (gerçek çizgelerin yapısını sergileyen), eklenecek düğüm ve kenar sayısına orantılı çizge üretme hızının lineer değiştiği bir model önerilmektedir. Komşuluk matrisi 4 eşit parçaya ve seçilen parçanın özyinelemeli olarak tekrar dört eşit parçaya bölünerek, bölünemeyecek tek parça kalana kadar her bir parça için verilen kenar oluşturma olasılıklarına göre çizgenin üretilmesi prensibine dayanmaktadır. Şekil 2.12’de R-MAT modelinde verilen düğüm sayısına göre oluşturulan komşuluk matrisinin özyinelemeli olarak bölünmesi ve oluşan parçalara ait kenar oluşturma olasılıkları($a+b+c+d=1$) verilmektedir.



Şekil 2.12. R-MAT modelinde verilen düğüm sayısına göre oluşturulan komşuluk matrisinin özyinelemeli olarak bölünmesi ve oluşan parçalara ait kenar oluşturma olasılıkları (a,b,c,d) [41].

•**Kronecker Çizgeleri** [40]: Bu modelde gerçek ağ yapılarına uygun ortak özellikleri gösteren ağlar üretilmektedir. Büyük ağ üretimi de üretilen küçük ağın yinelemeli olarak büyütülmesi ile olmaktadır. Kronecker çizgeleri gerçek çizgelerin özelliklerini göstermektedir.

Kronecker çizgelerinin RMAT modeline göre daha gerçeğe yakın sonuçlar ürettiği belirtilmektedir. RMAT modeli eklenecek kenar sayısının bilinmesine ihtiyaç duymakta ve ağı gittikçe yoğunlaşması durumunu kapsayamamaktadır. Şekil 2.13'te Kronecker çizgelerinin farklı başlangıç çizgeleri (K_1) ile başlanması sonucu üretilen K_3 (27×27) çizgelerinin komşuluk matrisleri yer almaktadır. Burada K_1 başlangıç çizgelerinin komşuluk matrisi deseninin büyüme sonucu oluşan çizgede de benzer şekilde oluştuğu gözlemlenmektedir.



Şekil 2.13. Kronecker çizgelerinde iki farklı başlangıç çizgesi ile başlanarak ağı büyütülmesi sonucu oluşan ağa ait komşuluk matrisi [40].

Tez kapsamında oluşturulan modellerin testi aşamasında sentetik ağ üreticilerinden en bilinenleri olarak; Erdős-Renyi, Barabassi-Albert, Watts–Strogatz ve Stochastic-Block-Modeli kullanılmaktadır.

2.1.7. Çizge Veri Tabanları ve Görselleştirme Araçları

Çizgeler düğüm, kenarlar ve bunların tanımlı özelliklerinden oluşmakta, standart ilişkisel veri tabanı yönetim sistemleri çizgelerin saklanması ve analizleri için yeterli performans ve uygun altyapıyı sağlayamamaktadır. Bu yüzden çizgelere özelleşmiş ve çizge üzerinde sorgulamalar yapılabilmesini sağlayan ticari ve açık kaynak çizge veri tabanı ve veri tabanı yönetim sistemleri bulunmaktadır. Bunlardan en bilinenleri ticari ve açık kaynak

çizge veri tabanları Neo4J, NodeXL, AllegroGraph, Amazon Neptune, ArangoDb ve JanusGraph'dır.

Sosyal ağın çeşitli matematiksel hesaplamalar sonucu sayısal değerlerle temsil edilmesi son kullanıcı açısından yeterli anlam ifade etmemektedir. Bu ağın kullanıcılar tarafından daha rahat okunabilmesi ve anlamlandırılabilmesi için çeşitli görselleştirilme tekniklerine de ihtiyaç duyulmaktadır. Bu alanda Gephi [54], GraphViz [55], VisOne [56], Netlytic[57], UCINet [58] ve D3 [59] javascript kütüphanesi gibi farklı çizge görselleştirme araçları yaygın olarak kullanılmaktadır.

Tez kapsamında çizgeler üzerinde istatistiksel analiz ve veri madenciliği uygulamaları R dili üzerinde geliştirilmiştir. R dili istatistiksel ve makine öğrenmesi teknikleri ile veri analizleri gerçekleştirmek için istatistikçiler ve veri madencileri arasında yaygın olarak kullanılmaktadır [60]. Sosyal ağlara yönelik görselleştirme ve analiz amaçlı bir başka araçta R dilinde bulunan igraph [61] kütüphanesi olup tez kapsamında geliştirilen modellerde bu kütüphaneden faydalanılmaktadır. Ayrıca çizgeleri dinamik bir şekilde görselleştirme amacıyla D3 javascript kütüphanesi kullanılmıştır.

2.2. Sosyal Ağ Analizi

Gürsakal çalışmasında [62] sosyal ağ kuramının bireyler, gruplar ve organizasyonlar arasındaki ilişkilerin sosyal yapısının; bu birey ve grupların inançlarını ve davranışlarını etkilediği kuramına dayanmakta olduğunu ve sosyal ağ analizinin amacının bir sosyal ağın yapısının incelenerek bir birey veya gruba ilişkin çıkarımlar yapmak ve yeni bilgiler üretmek olduğunu ifade etmektedir. Sosyal ağ analizinde ağ içerisinde yer alan düğümlerin etki gücü yüksek, bilgi akışının merkezinde, ağ içerisindeki düğümlere en yakın olma durumlarını tespit edebilme adına düğümlere yönelik çeşitli metrikler oluşturulmuştur. Bu düğümler farklı amaçlara göre anahtar düğüm olarak tanımlanmaktadır. Bu bölümde ilk olarak anahtar düğüm tespitine yönelik SAA metriklerinin neler olduğu ve nasıl hesaplandıkları detaylı olarak verilmektedir.

İkinci olarak ağın parçalanmaya karşı direncini, bilgi akış hızını veya gizliliğini ortaya çıkarabilme adına geliştirilmiş ağın genel durumunu ortaya koyan metrikler ele

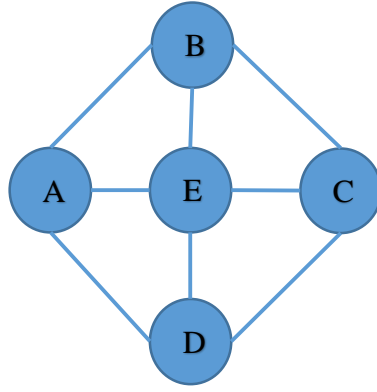
alınmaktadır. Tez kapsamında kullandığımız ağlar yönsüz çizgeler olduğundan anahtar düğüm tespitine yönelik ve ağın genel topolojisine yönelik kullanılan metrik hesaplamaları yönsüz çizgelere uygun olarak verilmektedir.

2.2.1. Anahtar Düğüm Tespitine Yönelik SAA Metrikleri

Ağ içerisinde farklı amaçlar doğrultusunda anahtar pozisyonlarda olan düğümler bulunabilmektedir. Bu amaçlara örnek verecek olursak; en fazla sayıda düğüme bağlı olan anahtar düğümün tespit edilmesi, diğer düğümlere en hızlı ulaşabilecek anahtar düğümlerin tespit edilmesi, bilgi akışının merkezinde yer alan düğümlerin tespit edilebilmesi ya da ağdaki önemli düğümlere bağlı başka anahtar düğümlerin tespit edilmesi amaçları verilebilir. Ağda yer alan farklı pozisyonlardaki anahtar düğümlerin tespitine yönelik farklı metrikler kullanılmaktadır. Bunlardan en yaygın kullanılan metriklere bu bölümün alt maddelerinde yer verilmektedir.

2.2.1.1. Derece Metriği

Derece metriği düğümün ağ içerisinde kurduğu toplam bağlantı sayısını göstermektedir. İki düğüm arasında bir bağlantı varsa bu düğümler birbirlerine komşu düğümler olarak tanımlanırlar. Derece metriği yönlü çizgelerde iç derece ve dış derece olmak üzere iki farklı değer almaktadır. İç derece değeri düğüme komşu düğümlerinden gelen bağlantı sayısına, dış derece değeri ise düğümden komşu düğümlerine giden bağlantı sayısına eşittir. Yönsüz çizgelerde ise düğümün bağlı olduğu komşu düğümlerin sayısı o düğümün derece değerini vermektedir. Genellikle $Deg(v)$ ile temsil edilir. Ağ içerisinde ne kadar çok düğüme bağlı ise düğümün derece değeri o kadar yüksektir. Şekil 2.14'te yer alan yönsüz çizgede, E etiketli düğümün derece değeri, dört komşu düğüme sahip olduğundan dört olarak hesaplanmaktadır. Diğer düğümler için ise derece değerleri üç farklı komşu ile bağlantı kurduklarından üç olarak hesaplanmaktadır.



Şekil 2.14. Örnek yönsüz çizge.

Derece metriğinin normalleştirilmiş değeri çizge içerisinde düğümün alabileceği en büyük derece değerine bölünmesiyle elde edilir. N düğümünden oluşan yönsüz bir çizgede bir düğümün alabileceği en büyük derece değeri (n-1) olmaktadır. Normalleştirme işlemi Eşitlik 4'e göre gerçekleştirilmektedir.

$$Deg(v)_{normal} = \frac{Deg(v)}{(n - 1)} \quad (4)$$

Bu metrik açısından yüksek değerli düğümün her zaman önemli bir rolde olduğunu söylemek mümkün değildir. Düğümün önemsiz düğümlerle çok bağlantı kurması o düğümün önemli rolde olduğunu her zaman göstermemektedir. Derece metriği düşük olan (diğer düğümlere az bağlantısı olan) önemli roldeki düğümlere bağlantısı olan düğümlerinde önemsiz bir rolde olduğunu söylemek doğru olmamaktadır. Nitekim bu eksikliği ortadan kaldırmak için Google PageRank[83] metriğiyle aynı temele dayanan öz vektör metriği geliştirilmiştir.

2.2.1.2. Öz Vektör Metriği

Düğüme yönelik metrik olarak kullanılan bir diğer metrik olan öz vektör metriği de, düğümün ağ içerisindeki rolünü ve etki gücünü belirlemede kullanılabilir [63]. Öz vektör metriği düğümün ağ içerisindeki merkeziliğinin bir ölçümü olarak karşımıza çıkmaktadır. Öz vektör değerleri çizgenin komşuluk matrisinin ilk öz vektörünün değerlerine karşılık gelmektedir. Bu değerler her bir düğümün ağ içerisindeki değerinin, bağlı olduğu düğümlerin değerleri toplamıyla orantılı olduğu şeklinde yorumlanabilir.

Genel olarak öz vektör değerleri yüksek olan düğümler diğer yüksek değerli düğümlere bağlı olan düğümlerdir. En yüksek değerli öz vektör değerleri yoğunluğu yüksek, klik yapısı gösteren alt çizgelerde ortaya çıkmaktadır [61]. $G = (V, E)$ şeklinde bir çizge tanımlandığında; bunun komşuluk matrisi $A=(a_{v,t})$ olarak temsil edilirse (v düğümünden t düğümüne bağlantı var ise $a_{v,t}=1$, bağlantı yoksa $a_{v,t}=0$ 'dır) v düğümünün diğer düğümlere bağlantılı merkezilik değeri Eşitlik 5'teki gibidir [64]. Burada $M(v)$ v düğümünün komşuları, λ değeri ise öz vektörün sabit katsayısı olan öz değerdir. Öz vektör eşitliğinin küçük düzeltmeler ile cebirsel olarak vektör gösterimi $Ax = \lambda x$ şeklindedir. Bulunan öz vektör değerindeki v 'ninci bileşen v düğümünün öz vektör metriği merkeziliğini vermektedir.

$$x_v = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in M(v)} x_t = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in G} a_{v,t} x_t$$

(5)

2.2.1.3. PageRank Metriği

Google kurucuları tarafından arama motoru sonuçlarında web sitelerini derecelendirme adına geliştirilmiş bir algoritmadır [65]. Bu algoritmada bağlantı sayısı yanında bağlantının kalitesinde göz önünde bulundurulduğu bir yaklaşım izlenmektedir. Yani az sayıda bağlantısı olan ancak önemli web sitelerinden bağlantı alan web sitelerinin önem değerleri artmaktadır. Diğer taraftan diğer web sitelerine çok sayıda bağlantı kuran ancak önemli web sitelerinden bağlantı alamayan web sitelerinin önem değerleri düşük olmaktadır. Web sitelerinin önem değerleri bağlantı aldıkları web sitelerinin önem değerlerine bağlı olarak artmaktadır. PageRank algoritması Eşitlik 6'ya göre hesaplanabilmektedir.

$$PR(p_i) = \frac{1-d}{N} + d \sum_{p_j \in M(p_i)} \frac{PR(p_j)}{L(p_j)}$$

(6)

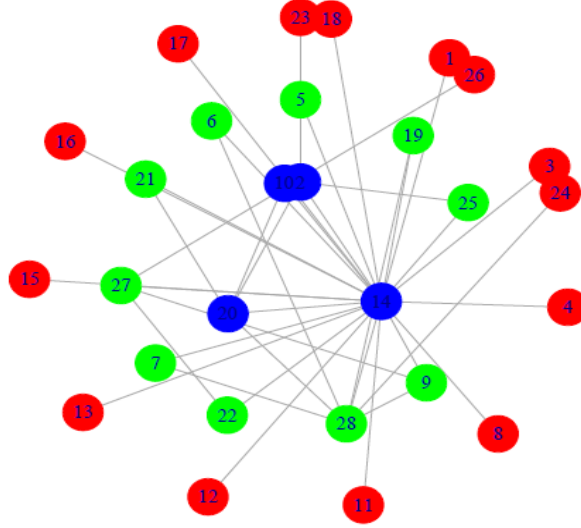
Eşitlikte p_i PageRank değeri hesaplanacak web sitesini, $PR(p_i)$ p_i sitesinin PageRank değerini göstermektedir. $M(p_i)$ kümesi p_i web sitesine bağlantı veren web sitelerini, $PR(p_j)$ bağlantı veren web sitelerinin kendi PageRank değerlerini, $L(p_j)$ p_i web sitesine

bağlantı veren web sitelerinin diğer sitelere verdikleri bağlantı sayılarını, d katsayısı ise toplamların 1 'i geçmesini engellemek adına konulmuş indirgeme katsayısını ve N değeri de toplam web sitesi sayısını göstermektedir.

Web sitelerini düğümler, web sitelerinin birbirlerine verdikleri bağlantıları kenarlar olarak düşünürsek, bu algoritmayı kişilerin oluşturduğu ağlar içerisinde kişilerin önem derecelerini bulabilmek amacıyla da kullanabiliriz. Sosyal ağ analizinde öz vektör merkeziliğine çok benzeyen ve onun bir türevi olan pagerank algoritması, kişilerin ağ içerisinde anahtar roldeki düğümlere bağlantı kurup kurmamalarına göre önem derecelerini belirtebilmektedir. Varis kişilerin tespiti ve analizi bölümünde bu metriktten de faydalanılmaktadır.

2.2.1.4. CoreRank Metriği

CoreRank metriği [66] ağın çekirdeklik (coreness) metriği değerlerine [67] göre oluşturulmaktadır. Bir çizgede en az k tane kenara (bağlantıya) sahip en büyük alt çizge, çizgenin k -çekirdek (k -core) değerine sahip alt çizgesidir. Çizgede bulunan çekirdeklerden $(k+1)$ çekirdek değerine sahip alt çizgeler her zaman k -çekirdek değerine sahip çizgelerin alt çizgesidir [61]. Bir ağın çekirdeklik metriği hesaplandığında tüm düğümlerin hangi k -çekirdek (k -core) alt çizgesinde yer aldıkları belirlenmektedir. Şekil 2.15'te çekirdeklik ölçümleri yapılmış bir çizge yer almaktadır. Buna göre çizgenin iç bölümünde yer alan düğümler 3-çekirdek (3-core) alt çizgesini oluşturmaktadır. Onların dışında yer alan katmanda 2-çekirdek altçizgeleri, en dış katmanda ise 1-çekirdek alt çizgeleri yer almaktadır. Çekirdeklik metriği çizgenin katman katman değerlendirilmesi anlamında katkı sağlamaktadır.



Şekil 2.15. Çekirdeklik metriği değerlerine göre çizge gösterimi.

CoreRank metriği ise her bir düğümün komşularının bulunduğu çekirdeklik değerlerinin (çekirdeklik metriğindeki k değeri) toplanmasıyla hesaplanmaktadır. CoreRank metriği Eşitlik 7'ye göre hesaplanmaktadır.

$$cr(v) = \sum_{u \in N(v)} core(u)$$

(7)

$cr(v)$ v düğümünün corerank değerini, $N(v)$ v düğümünün komşularını, $core(u)$ ise v düğümünün komşularının bulunduğu çekirdeklik değerlerini temsil etmektedir. CoreRank metriği de varis kişilerin tespiti ve analizi bölümünde kullanılan bir metrik olup, tüm corerank değerleri çizge içerisinde yer alan maksimum corerank değerine bölünerek normalleştirilmektedir.

2.2.1.5. Arasındalık Metriği

Arasındalık metriği düğümün ağ içerisinde bulunan en kısa yollardan kaçında bulunduğunu [68], yani ağ içerisindeki bilgi akışının ne oranda arasında yer aldığını göstermektedir. Yüksek arasındalık değerli düğümlerin bilgi akışının merkezinde yer aldığı söylenebilirken, düşük değerli düğümlerin daha çevresel konumlarda yer aldıkları söylenebilir. Normalleştirilmiş arasındalık metriği Eşitlik 8'e göre hesaplanmaktadır.

$$B(v) = \frac{\sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}}{(n-1)(n-2)/2} \quad (8)$$

$B(v)$ v düğümünün arasındalık değerini temsil etmektedir. $\sigma_{st}(v)$ değeri s ve t düğümleri arasındaki v düğümünü içeren en kısa yolların sayısını vermektedir. σ_{st} değeri ise çizge içerisindeki bütün en kısa yolların sayısını vermektedir. Arasındalık değeri çizgedeki düğüm sayısına bağlı olarak artış gösterebilmekte olduğundan, n düğümden oluşan bir çizge için $(n-1)(n-2)/2$ değeri ile normalleştirilmektedir. Bu normalleştirme değeri düğümün kendisi hariç düğüm çiftleri sayısını vermektedir. Böylece farklı büyüklüklerdeki çizgeleri birbiri ile kıyaslayabilmek mümkün olmaktadır. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarını diğer ağ yapıları ile kıyaslayabilme adına normalleştirilmiş arasındalık değerleri kullanılmıştır.

2.2.1.6. Yakınlık Metriği

Yakınlık metriği (closeness) ağ içerisinde düğümlere en yakın olan düğümlerin tespit edilebilmesini sağlayan [68] bir başka merkezilik metriğidir. Yüksek yakınlık değerine sahip olan düğümlerin birkaç adımda ağdaki diğer düğümlere ulaşabilmesi söz konusu iken, düşük yakınlık değerlerine sahip olan düğümlerin ağın büyük bölümünden uzakta bulduklarını söylemek mümkün olmaktadır. Bir düğümün yakınlık metrik değeri kendisine gelen ya da kendisinden diğer düğümlere giden en kısa yolların ortalamasının tersidir. Eşitlik 9'da yakınlık metriğinin hesaplanma yöntemi verilmektedir. Burada $C(v)$ v düğümünün yakınlık metrik değerini, $d(v, u)$ ise v ile ağdaki diğer düğümler arasındaki en kısa yol uzunluğunu temsil etmektedir.

$$C(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v} d(v, u)} \quad (9)$$

2.2.2. Ağın Genel Topolojisine Yönelik SAA Metrikleri

Ağın içerisinde yer alan düğümlerin önem derecelerini ölçebilmek için kullanılan metriklerin yanısıra ağın genel topolojisini değerlendirmeye yönelik de birçok metrik

bulunmaktadır. Bu metrikler ağın genel yapısının ve ağı diğer ağlardan ayırabilecek karakteristik özelliklerinin açığa çıkarılmasını sağlamaktadırlar. Çizge teorisinde yaygın bir şekilde kullanılan bu metrikler, sosyal ağ analizinde de oldukça önemli bir konumda bulunmaktadır. İnsanların oluşturdukları sosyal ağları birey merkezli değerlendirmelerin yanında, ağı oluşturan grupların genel yapılanmalarının değerlendirilmesi bu metrikler ile mümkün olabilmektedir. Bu bölümde ağın genel değerlendirmesini yapabilmek adına alanda en yaygın kullanılan ve bilinen metrikler özetlenmektedir. Bu metriklerden bazıları suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarının diğer sosyal ağlardan ayırt edilmesinde oldukça dikkat çekici sonuçlar üretmektedir.

2.2.2.1. Yoğunluk Metriği

Ağın genel topolojisinin değerlendirilmesine yönelik ilk metriğimiz olan yoğunluk metriği ağda bulunan bağlantıların olası tüm bağlantılara oranını vermektedir. Yani ağın ne denli yoğun bağlantı içerdiğini ölçen bir metriktir [69]. Yoğunluk metriği Eşitlik 10'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$d(G) = \frac{2m}{n(n-1)} \quad (10)$$

Eşitlikteki m değeri ağda bulunan bağlantı (kenar) sayısını, $n(n-1)/2$ değeri ise n düğümlü ağda olabilecek tüm bağlantı sayısını vermektedir. Yoğunluk metriği ağın tam çizge yapısının bir ölçümüne olmaktadır. Nitekim tam çizgeler herhangi iki düğümü arasında bağlantısı bulunan çizgeler olup tam çizgelerin yoğunluk metriği değeri 1 olmaktadır. Hiçbir bağlantıya sahip olmayan çizgelerin yoğunluk metriği değeri ise 0 olmaktadır. Sosyal ağ analizinde yoğunluk metriği ağ içerisindeki alternatif iletişim yollarının varlığının ve her bir bağlantının öneminin bir ölçümü olmaktadır. Yoğunluk metriği yüksek olan ağlarda düğümler arası alternatif yollar artmakta ve ağ içindeki her bir bağlantının önemi azalmaktadır. Bir başka deyişle yüksek yoğunluklu ağlar, bağlantı kopmalarında ya da ağdan düğüm çıkartılmasında, ağın parçalanmasına ve ağdaki iletişim kaybına karşı daha dayanıklı bir yapıdadır.

Tez kapsamında ele alınan suç örgütlerinin oluşturduğu ağlar göz önüne alındığında, düşük yoğunluklu değerlerin ağın daha kolay parçalanmasını tetikleyebildiğini, ancak bir

üyenin güvenlik güçleri tarafından yakalanması durumunda da ağın gizliliğini arttırdığını söylemek mümkün olabilmektedir.

2.2.2.2. Geçişlilik Metriği

Geçişlilik metriği bazı kaynaklarda *global kümelenme katsayısı* (clustering coefficient) olarak adlandırılmakta olup, ağ içerisindeki düğümlerin komşularının birbirleri ile bağlantılı olma durumlarını ölçen bir metriktir [69]. Düğüme yönelik hesaplanabileceği gibi ağın geneline yönelik hesaplanabilmektedir. Geçişlilik metriği yerel kümelenme katsayısı adında düğüme yönelik, global kümelenme katsayısı adında ağın geneline yönelik olarak hesaplanmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında ağın geneline yönelik bir metrik olarak kullanılmaktadır. Geçişlilik metriğini hesaplayabilmek için ağ içerisinde üç düğümden oluşan yapıların (üçlüler, üç düğümden oluşan alt çizgeler) bulunması gerekmektedir. Geçişlilik metriği, kapalı üçlülerin ağ içerisindeki tüm üçlülere oranı ile hesaplanmaktadır. Kapalı üçlüler basitçe üç düğümün birbirlerine bağlı olduğu üçgen yapıdaki (aynı zamanda 3-klik olarak bilinmekte) alt çizgelerdir. Üçlüler ise üç düğümden oluşan birbirine bağlı alt çizgeler olup üç düğümünde birbirine bağlı olması şartı (3-klik yapıda olması) bulunmamaktadır. Geçişlilik metriği Eşitlik 11'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$t(G) = \frac{3x \text{ üçgen yapıların sayısı}}{\text{üçlü yapıların sayısı}} \quad (11)$$

Geçişlilik metriği ağın klik yapısının ölçümünü gösteren bir metriktir. Rastgele üretilen ağların düşük, gerçek sosyal ağların ise daha yüksek geçişlilik değerleri gösterme eğiliminde oldukları söylenebilir. Bir ağdaki geçişlilik değeri arttıkça ağdaki iletişimin daha sağlam olabileceğini ancak ağın gizliliğinin ise azalabileceğini söylemek mümkündür.

2.2.2.3. Çap

Sosyal ağ analizinde ağa yönelik kullanılan metriklerden bir diğeri çap metriğidir. Çap metriği çizge teorisindeki çap tanımı ile aynıdır. Ağ içerisindeki herhangi iki düğüm arası bulunan en kısa yollardan en uzun olanı çap değerini vermektedir. Bir başka tanımlama yapacak olursak, dış merkezilik değeri en büyük olan değer çap değerini vermektedir. Dış

merkezilik değeri bir düğümün ağ içerisindeki diğer düğümlere olan en kısa yollarından en uzun olanıdır.

Çap değeri düşük olan sosyal ağlar üyelerinin birbirlerine daha hızlı erişim sağlayabileceği, daha sıkı ağlar olarak tanımlanabilir. Diğer taraftan yüksek çap değerine sahip ağlar için, ağın üyelerinin birbirlerine daha uzak ya da ağın bazı bölümlerinin ağın kalanından daha izole olacağını söyleyebilmek mümkün olmaktadır. Çap değeri ağdaki düğüm sayısına bağlı olarak değişim gösterebilmektedir. Mevcut herhangi bir ağa bir düğüm eklenmesinin, ağın çap değerini bir arttırabilmesi mümkün olabilmektedir. Bu nedenle ağlar için hesaplanan çap değeri n düğümlü bir ağ için $(n-1)$ değeri ile normleştirilmiştir. $(n-1)$ değeri n düğümden oluşan ağdaki olabilecek maksimum çap değerine karşılık gelmektedir.

2.2.2.4. Ortalama En Kısa Yol

Çizge teorisinde en kısa yol ağ içerisindeki herhangi iki düğüm arasında bulunan yollardan en az sayıda kenar içeren yol olarak tanımlanmakta olup aynı tanım sosyal ağ analizinde de kullanılmaktadır. Ortalama en kısa yol metriği ise ağ içerisinde bulunan herhangi iki düğümün birbirlerine olan en kısa yollarının ortalamasıdır. Çap metriğinden farklı olarak ortalama en kısa yol metriği daha dayanıklı bir metrik olup, ağ içerisindeki küçük değişimlerden (bağlantı kopması, düğüm kaldırılması) önemli ölçüde etkilenmemektedir. Ancak bir ağın olası en yüksek ortalama en kısa yol değeri $(n+1)/3$ olduğundan bu metriğinde ağın büyüklüğüne bağlı olarak doğrusal bir şekilde değişebileceği söylenebilmektedir. Bu yüzden tez kapsamında analizi gerçekleştirilen tüm ağlar için ortalama en kısa yol değerleri $(n+1)/3$ ile normleştirilmiştir. Yönsüz ağlarda zincir yapısındaki ağların ortalama en kısa yol değeri en yüksektir. 4 düğümden oluşan zincir yapısındaki bir yönsüz ağ için; en kısa yolların her bir düğüm için sırasıyla 6 (1+2+3), 4 (1+1+2), 4 (1+1+2) ve 6 (1+2+3) olduğu ve toplamda 12 yol olduğu göz önünde bulundurulursa, en kısa yol ortalamasının $5/3$ olduğu hesaplanabilir. Bu da bizim normalizasyon formülünde kullandığımız $(n+1)/3$ değerine karşılık gelmektedir.

Ortalama en kısa yol metrik değeri yüksek olan ağlar için üyeleri arasında daha zayıf iletişim bağlantılarının olduğunu söylemek mümkündür. Ortalama en kısa yol metrik değeri düşük olan ağlar için ise yıldız ağ topolojisi benzeri yapıların (bir düğüme bağlı

bir çok düğüm olan hub yapıları) ve bu yapılar çevresinde hücresele yapılanmaların oluşabileceğini söyleyebilmek mümkün olmaktadır.

2.2.2.5. Merkezilik Metrikleri

Merkezilik metrikleri ağın geneline yönelik değerlendirildiğinde ağın ne kadar merkezi veya dağınık bir yapı sergilediğini belirleyebilmek adına kullanılmaktadır. Düğümün ağ içerisindeki farklı rollerdeki (bilgi taşıyıcı, lider vb.) merkeziliği önceki bölümlerde düğüme yönelik metrikler ile ele alınmıştır. Bu bölümde düğümlere yönelik merkezilik metrikleri ile hesaplanabilen ağın geneline yönelik merkezilik metrikleri ele alınmaktadır.

Bir ağın derece merkeziliği değeri, ağdaki diğer tüm düğümleri köprüleyen belirli merkezi düğümlerin olup olmadığını göstermektedir. Derece merkeziliğine göre en merkezi ağ, bir düğümün merkezde olduğu ve diğer tüm düğümlerin sadece bu merkezi düğüme bağlı olduğu yıldız topoloji benzeri bir ağdır. Derece metriği temelinde örnek bazı ağlar için ağa yönelik merkezilik değerleri Şekil 2.16’da verilmektedir. Zincir yapıdaki ilk ağın merkezilik değerinin düşük olduğu, yıldız topolojisindeki ikinci ağın en yüksek değerde olduğu ve halka topolojisindeki üçüncü ağın en düşük merkezilik değerine sahip olduğu görülebilmektedir.



Şekil 2.16. Derece merkezilik değerlerine göre örnek ağlar

Ağa yönelik derece merkezilik değeri Freeman tarafından verilen [68] Eşitlik 12 ile hesaplanabilmektedir. Burada C_D ağın merkezilik değerini, $C_D(v^*)$ ağdaki en yüksek derece metrik değerine sahip düğümün değerini, $C_D(v_i)$ ise diğer düğümlerin derece metrik değerini vermektedir. En yüksek derece metrik değerinden diğer derece değerlerinin farklarının toplamı ağın derece merkezilik değerini vermektedir. Eşitlik $(n - 1)(n - 2)$ değeri ile normalleştirilmektedir. Bu değer n düğümden oluşan bir ağ için en büyük dereceli düğümün diğer düğümlerin derece değerlerinden farkları toplamının en büyük olacağı değeri vermektedir.

$$C_D = \frac{\sum_{i=1}^n [C_D(v^*) - C_D(v_i)]}{(n-1)(n-2)} \quad (12)$$

Arasındalık metriği temelinde ağa yönelik olarak hesaplanan merkezilik değeri, ağdaki en yüksek arasındalık değerinden diğer arasındalık değerlerinin farklarının toplamı ile hesaplanmaktadır. Eşitlik 13'te ağın arasındalık merkeziliğinin hesaplanması yöntemi verilmektedir. $B(G)$ ağın arasındalık merkeziliği değerini, $B_{maks}(G)$ ağdaki en yüksek arasındalık değerini, $B(v_i)$ ise ağdaki diğer düğümlerin arasındalık değerlerini temsil etmektedir. Ağın derece merkeziliği metriğine benzer şekilde hesaplanan arasındalık merkeziliği metriği, derece merkeziliğinden farklı olarak $(n-1)$ değeri ile normalleştirilmektedir. Bu değerde n düğümden oluşan bir ağ için en büyük arasındalık değerli düğümün diğer düğümlerin arasındalık değerlerinin farkları toplamının en büyük olacağı değeri vermektedir.

$$B(G) = \frac{\sum_{i=1}^n (B_{maks}(G) - B(v_i))}{n-1} \quad (13)$$

Bir diğer düğüme yönelik metrik olan yakınlık metriği sonuçlarındanda ağa yönelik yakınlık merkeziliği metriği üretilebilmektedir. Arasındalık metriğine benzer şekilde hesaplanan yakınlık merkeziliği metriği Eşitlik 14'te verilmektedir.

$$C(G) = \frac{\sum_{i=1}^n (C_{maks}(G) - C(v_i))}{n-1} \quad (14)$$

Öz vektör metriği temelinde de ağa yönelik merkezilik değeri hesaplanabilmektedir. Ağın öz vektör merkeziliği arasındalık ve yakınlık değerlerine benzer şekilde hesaplanmaktadır. Ağın öz vektör merkeziliği değeri olası en büyük değer ile normalleştirilmektedir. Eşitlik 15'te hesaplanma yöntemi verilmektedir.

$$E(G) = \sum_{i=1}^n (E_{maks}(G) - E(v_i)) \quad (15)$$

Merkezilik deęerleri yüksek olan aęlarda önemli düęümlerin (merkezilik deęeri yüksek olan) aędan çıkarılması sonucunda parçalanmaya karşı daha korunmasız hale gelebildiklerini söylemek mümkün olmaktadır. Dięer taraftan düşük deęerlere sahip aęların aędan düęüm çıkarılmasına karşı daha dirençli olduklarını ve bu tür aęlarda aędaki iletişimin kolayca etkilenmeyeceğini söyleyebilmek mümkün olmaktadır.

2.2.3. SAA Kullanım Alanları

Sosyal aę analizi sosyoloji, ekonomi, matematik, biyoloji, iletişim ve bilgisayar gibi farklı bilimlerde yer alan birçok farklı problemin çözümüne yönelik olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Sosyal aę analizinin ele aldığı ana problemlerden bazıları aę içerisinde yer alan toplulukların tespit edilmesi, aęda bilgi akış hızının belirlenmesi, aęda önemli pozisyonda bulunan düęümlerin belirlenmesi (bilgi akışında köprü görevi gören, lider pozisyonda olan, dięer düęümlere en hızlı ulaşabilen, çıkarılmasıyla aęın parçalanma ihtimali bulunan vb.) ve aęda oluşacak yeni bağlantıların tahmin edilmesidir. Bu problemlere yönelik önerilen çözümler farklı araştırma alanlardaki benzer problemlerin çözümünde kullanılmaktadır.

Sosyal aę analizinde tesir gücü yüksek anahtar düęümlerin (kişilerin) belirlenmesi problemi farklı araştırma alanlarında karşımıza çıkabilmektedir. Viral pazarlamada bilginin istenen hedefler doğrultusunda etkin bir şekilde yayılabilmesi için doğru anahtar kişilerin belirlenmesi [70], bir organizasyon içerisinde verimlilięi arttırabilmek için stratejik noktalara anahtar kişilerin yerleştirilmesi [71], terör organizasyonlarının tesir gücünü minimize edebilmek için etkisizleştirilecek anahtar kişilerin belirlenmesi [72–74], politik kampanyalarda avantaj kazanabilmek için anahtar kişilerin seçilmesi [75], mobil aęlarda virüslere karşı direncin arttırılması için çıkarılacak yamaların en hızlı yayılacağı anahtar düęümlerin seçilmesi [76,77] gibi farklı uygulama alanları mevcuttur.

Sosyal aę içerisindeki anahtar kişi ve anahtar kişi kümelerinin tespit edilmesine yönelik aęın merkezilik metriklerini [25] temel alarak farklı yaklaşımlar öneren çeşitli çalışmalar [26–28] bulunmaktadır. Bu çalışmalarda aęın birçok ayrı alt aęa parçalanması, aę içerisinde birçok düęüme daha hızlı erişim sağlanması gibi farklı amaçlar doğrultusunda aędaki anahtar roldeki kişilerin tespitine odaklanılmaktadır.

Gunesekara tarafından gerçekleştirilen çalışmada [78] büyük boyutlu sosyal ağlarda anahtar roldeki kişilerin tespit edilebilmesinde derece merkeziliği, arasındalık merkeziliği, yakınlık merkeziliği, öz vektör merkeziliği ve Google kurucuları tarafından geliştirilmiş PageRank gibi bilinen metriklerden daha etkin sonuçlar üretebilmek için çok amaçlı optimizasyon tekniklerinden yararlanılmıştır. Büyük veri üzerinde önerilen yaklaşımın işlem karmaşıklığını azaltmak için derece merkeziliği metriğini temel alan yeni bir örnekleme yaklaşımı sunulmaktadır.

Sosyal ağ analizinde mekansal boyutu ele alan Scellato tarafından gerçekleştirilen çalışmada [79] mekansal bilgileri içeren sosyal ağ veri setleri analiz edilerek, sosyal ağ analizinin farklı araştırma alanları olan bağlantı tahmini, öneri sistemleri ve içerik dağıtım ağlarında iyileştirmeler sağlayacak yeni yaklaşımlar önerilmektedir. Zaman boyutunda bu alanlarda ele alınması başka bir araştırma alanı olarak ortaya çıkmaktadır.

2.3. Makine Öğrenmesi ve İstatistiksel Yöntemler

Bu bölümde, sosyal ağ analizinde kullanılan ağa ve düğümlere yönelik metrikleri üzerine inşa ettiğimiz makine öğrenmesi yöntemlerinden karar ağacı öğrenmesi ile rastgele orman öğrenmesi ele alınmaktadır. Ayrıca farklı gruplardan oluşan (terör, kokain ve yasal arkadaşlık) veri setlerinin ağa yönelik metriklerinin kıyaslanarak değerlendirilmesinde kullandığımız ortanca ve ortalama değer hesaplaması ile kutu grafiği analizinin detaylarına yer verilmektedir. Son olarak sonuçların birbirleri ile aynı ölçekte karşılaştırılabilmesi için veri normalizasyonunda kullandığımız minimum maksimum veri normalizasyonundan bahsedilmektedir.

2.3.1. Karar Ağacı Öğrenmesi

Makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan karar ağacı öğrenmesi gözetimli bir öğrenme yöntemi olup sınıflandırma (classification) ve regresyon (regression) amaçlı olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Karar ağacı öğrenmesi sınıflandırmaya yönelik olarak; radar sinyal sınıflandırması, karakter tanıma, uzaktan algılama, tıbbi hastalık teşhisi ve konuşma tanıma gibi birçok farklı alanda başarılı bir şekilde kullanılmaktadır [80]. Regresyon problemlerine yönelik olarak enerji tüketimlerinin [81] ve işletme başarısızlıklarının [82,83] tahmin edilmesi gibi farklı problem alanlarında tahmin amaçlı

olarak kullanılabilir. Karar ağaçları karmaşık karar verme sürecini daha basit kararlar biçiminde parçalamakta ve yorumlaması genellikle daha kolay bir çözüm sunmaktadır. Bu amaçla suç örgütlerinin oluşturduğu ağ gruplarını (terör ve kokain ağ grupları) ve yasal arkadaşlık ağ gruplarını birbirlerinden ayırt ederek sınıflandırabilmek için karar ağacı öğrenmesi algoritması sınıflandırma problemi temelinde ele alınmıştır.

Sınıflandırmaya yönelik olarak karar ağacı öğrenmesi algoritmasının ilk adımında bir öğrenme kümesi oluşturulur. Sonrasında öğrenme kümesindeki kayıtları en iyi ayıran nitelik entropi ve bilgi kazancı yöntemleri ile belirlenir. Belirlenen nitelik ile ağacın bir düğümü oluşturulur. Bu niteliğe ait düğümden sonra ağacın dallarını oluşturacak karar düğümleri belirlenir. Ağacın dallarında yer alan nitelikler de entropi ve bilgi kazancına göre belirlenir. Entropi farklı alanlarda farklı tanımlamalara sahip bir kavram olup bilgi teorisinde bir rastsal değişkene bağlı olarak belirsizliğin bir ölçümü olarak tanımlanmaktadır. Entropi veri iletişimde bilgi kaybı olmaksızın mesajın en az sayıda bit ile kodlanması amacıyla Shannon tarafından tanımlanmıştır [84]. Entropi Eşitlik 16'ya göre hesaplanmaktadır. Burada p_i , mesajın karakter akışında görünen i karakter sayısının olasılığıdır. H ise entropiyi vermektedir. Bir paranın havaya atılarak yazı ya da tura gelmesi durumunun entropisi 1 olmaktadır [85]. Nitekim paranın yazı ya da tura gelmesi olasılıkları $1/2$ olup Eşitlik 16'da yazı ve tura rastsal değişkenleri için p_i yerine koyarsak sonucun 1 olduğu görülür. Eğer para hileli olsaydı ve her atılışında tura ya da yazı gelseydi bu durumda entropisi 0 olurdu [85].

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

(16)

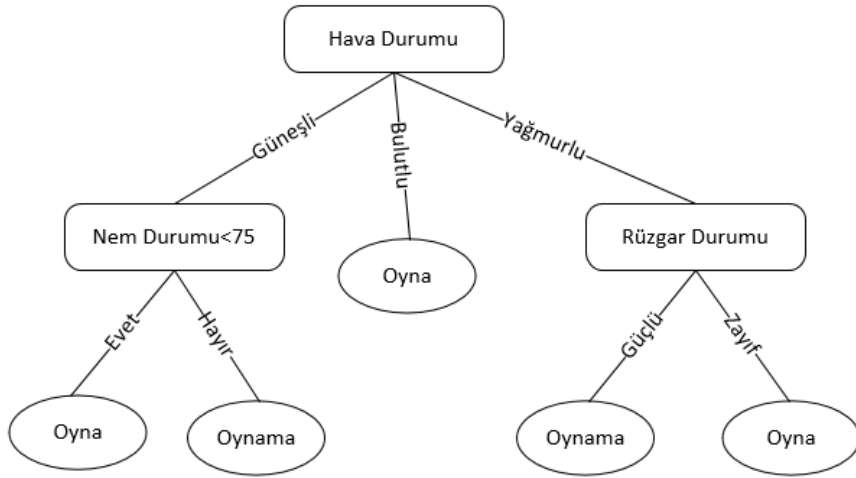
Karar ağaçlarında da entropi değerini en düşük üreten niteliklere göre ayırım yapılması istenir. Bu nedenle en iyi ayırımı gerçekleştirecek niteliği belirleyebilmek için bilgi kazancı kullanılmaktadır. Bilgi kazancı Eşitlik 17'ye göre hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte S tüm kayıtları içeren veri kümesidir. D ise kümenin herbir nitelik değerlerine göre ayrılmış bir parçasıdır. S_v ise S 'nin bir alt kümesi olup tümü ayrıktır. Bilgi kazancı aslında sınıflandırmak istenen hedef niteliğinin entropisinden, diğer niteliklerin bu hedef niteliğine göre entropileri arasındaki farkı olmaktadır. Bilgi kazancı en yüksek olan nitelik ağacın dallarını oluşturacak karar düğümü olarak belirlenir. Ağacın dallarındaki

her bir ayırım sonrası kalan kayıtlar için bilgi kazancı hesaplanarak ağacın alt dallanmalarında bulunacak karar düğümleri belirlenir.

$$Gain(S, D) = H(S) - \sum_{v \in D} \frac{|S_v|}{|S|} H(S_v)$$

(17)

Ağacın kökten yapraklara kadar oluşum sürecinin sonlanma kriterleri kayıtların tamamının aynı sınıfta bulunması, kayıtları ayıracak niteliğin bulunmaması veya niteliklerin değerini içeren kayıt bulunmamasıdır. Algoritma özyinelimli olarak ağaç kökten yapraklara sonlanma kriterlerine ulaşıncaya kadar devam eder. Ağaçtaki yapraklar ağacın sınıflandırma işlemini gerçekleştirdiği nihai sonuçları içeren hedef niteliğin değerleridir. Bir sporcunun golf oynayıp oynamamasına yönelik olarak oluşturulmuş karar ağacı örneği Şekil 2.17'de verilmektedir. Bu ağaçta kök düğüm ve ara karar düğümleri nitelikleri, yapraklar ise hedef nitelik değerlerini göstermektedir.



Şekil 2.17. Örnek bir karar ağacı [86].

Karar ağaçlarında karşılaşılabilecek problemlerden birisi ağacın öğrenme veri kümesine aşırı uyum (overfitting) göstermesi, yani ağacın veriyi ezberleyerek aşırı büyük bir hale gelmesidir. Bu durumda oluşan karar ağacı modelinin tahmin gücü azalır. Bunu önlemek için ağaç oluşum sırasında veya oluştuktan sonra budama işlemi gerçekleştirilir.

Literatürde yaygın kullanılan karar ağacı algoritmalarından bazıları ID3, C4.5, CART, Twoing ve Gini algoritmaları olup sınıflandırma ve regresyon problemlerine göre farklı algoritmalar seçilebilmektedir.

2.3.2. Rastgele Orman Öğrenmesi

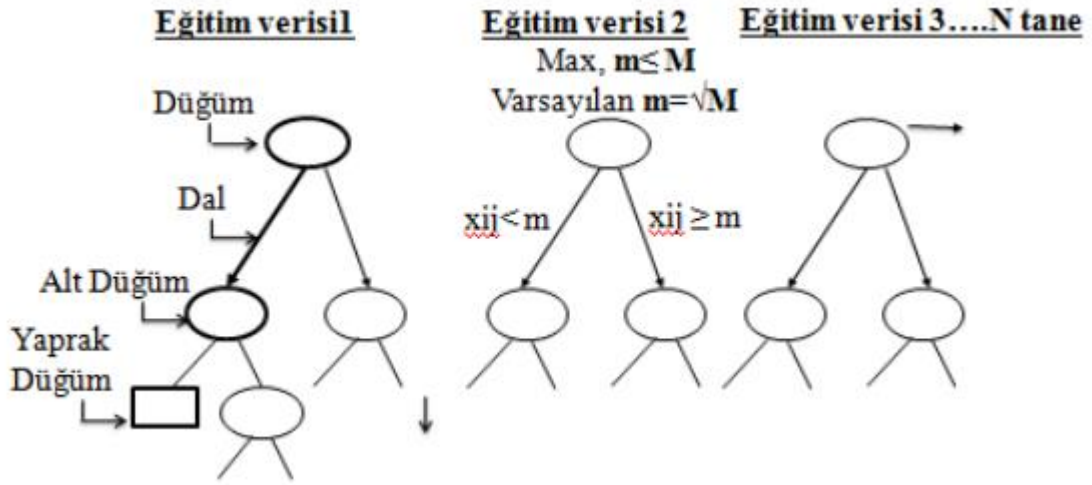
Rastgele orman öğrenmesi yalnızca bir karar ağacı sonucuna göre sınıflandırma yapmak yerine istenen sayıda ağaç ile rastgele bir orman oluşturarak en iyi sınıflandırmayı yapmayı amaçlamaktadır [87]. Gözetimli öğrenme algoritmalarından olan rastgele orman öğrenmesi hem sınıflandırma hemde regresyon problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Karar ağaçlarından farklı olarak ağacın kök düğümünü belirleme ve dallanma işlemleri kısmen rastgele yapılmaktadır. Bu öğrenme modelinde aşırı uyum problemi bulunmamakta ve istenen sayıda ağaç ile çalışılabilmektedir [88].

Tekil karar ağaçları yüksek sapmalar nedeniyle doğruluk açısından rekabetçi olamamaktadır [89]. Bunu önlemek için ağaçları rastgeleleştirmeye dayalı toplu öğrenme yöntemleri kullanılmaktadır. Burada temel ilke, tek bir öğrenme setinden birkaç farklı karar ağacı üretmek için öğrenme sürecine rastgele karışıklıklar getirmek ve tüm bu ağaçların tahminlerini birleştirmek için bazı toplama tekniklerini kullanmaktır [89].

Bu tekniklerden birisi olan torbalama [90] yönteminde ağaçlar orijinal verilerin üçte ikisini içeren rastgele önyüklemeye kopyaları üzerine kurulmakta ve buna bağlı olarak farklı karar ağaçları üretilmektedir. Rastgele orman öğrenme modelinde torbalama genişletilmekte ve ağacın iç düğümlerini ayırmak için aday nitelikler göz önüne alındığında kullanılan girdi niteliklerinin rastgele bir şekilde kullanılmasıyla birleştirilmektedir [87]. Rastgele orman öğrenme modelinde tüm nitelikler arasından en iyi ayrımı yapacak nitelik kümesinin seçimi yerine ağacın her bir düğümünde niteliklerin rastgele bir alt kümesi seçilerek bu alt küme üzerinden en iyi ayrımı yapacak nitelikler belirlenmektedir.

Rastgele orman öğrenmesinde bir ağaç oluşturmak için iki girdi parametresi tanımlanması gerekmektedir. Bunlardan birincisi en iyi ayrımı yapabilmek için ağacın her bir düğümde kullanılacak niteliklerin sayısı (m), diğeri ise üretilecek ağaçların sayısı (N) olmaktadır

[91,92]. Şekil 2.18’de rastgele orman modelinin ürettiği ağaç yapıları verilmekte, x_{ij} girdi verilerini temsil etmektedir [92].



Şekil 2.18. Rastgele orman modeli ağaç yapıları [92].

Rastgele orman öğrenmesinde veri setinde yer alan niteliklerin (değişkenlerin) önem değerlerinin ölçümlerinde (variable importance) iki farklı yaklaşım bulunmaktadır. İlk ölçüm olan doğruluktaki ortalama azalma, (out-of-bag)(OOB) torba dışı verilerinin yer değiştirmesinden hesaplanmaktadır. Burada her ağaç için, verilerin torba dışı kısmı üzerindeki tahmin hatası kaydedilmekte, daha sonra, her bir tahmin niteliği yer değiştirdikten sonra aynı işlem yapılmaktadır. İkisi arasındaki farkın tüm ağaçlar üzerinden ortalaması alınmakta ve farklılıkların standart sapması ile normalleştirilmektedir. İkinci ölçü ise niteliklere göre bölünmede tüm ağaçlar üzerinden ortalama alınarak düğüm kirliliklerindeki (node impurities) toplam azalmadır. Sınıflandırma amacıyla, düğüm kirliliği Gini indeksi ile ölçülmektedir. Gini indeksinin büyük olması sınıfın heterojenliğini arttırmakta, azalması sınıfın homojenliğini arttırmaktadır [93].

Tez kapsamında rastgele orman öğrenmesi, ağa yönelik sosyal ağ analiz metriklerinin önem değerlerinin hesaplanması amacıyla kullanılmaktadır. Hesaplanan önem değerleri katsayıları, bir ağ yapısının suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarına benzerliğinin hesaplanması için önerdiğimiz kutu grafiği analiz modelinde kullanılmaktadır.

2.3.3. Ortalama ve Ortanca Değerler

Ortalama ve ortanca değerler verilerin merkezi eğiliminin ve yayılımının ölçülmesinde kullanılmaktadır. Ortalama değer bir veri dizisinde bulunan değerlerin toplamının veri dizisindeki eleman sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir. Ortanca değer ise bir veri dizisinde bulunan elemanların sayısal olarak sıralandığında orta noktada bulunan değerdir. Veri dizisi tek sayıda elemana sahipse tam ortadaki değer ortanca değer olup, çift sayıda eleman sahip ise ortanca değer en ortadaki iki elemanın aritmetik ortalamasıdır. Veri dizisinde aykırı değerlerin bulunması durumlarında aritmetik ortalama tutarlı olmamaktadır. Bu durumlarda ortanca değer aritmetik ortalamaya göre daha tutarlı sonuçlar sağlamaktadır. Aritmetik ortalama da yer alan bu problemin giderilmesi için belirli bir oranda aykırı veriler atılarak yeniden ortalama hesaplanmaktadır. Ortalama ve ortanca hesaplamaları Eşitlik 18 ve Eşitlik 19'da verilmektedir.

$$ortalama(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad (18)$$

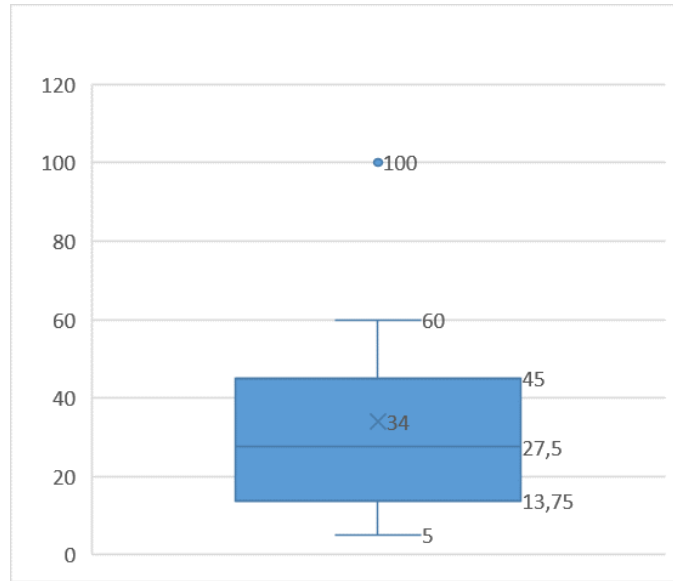
$$ortanca(x) = \begin{cases} x_{(r+1)} & m \text{ tek ise, } m = 2r + 1 \\ \frac{1}{2}(x_{(r)} + x_{(r+1)}) & m \text{ çift ise, } m = 2r \end{cases} \quad (19)$$

2.3.4. Kutu Grafiği Analizi

Kutu grafiği, verilerin nicel verileri bakımından merkezi konum ve yayılma yönlerinden değerlendirebilmek ve veri içerisinde yer alan aykırı (uç) değerleri tespit edebilmek için verilerin görselleştirerek analizini mümkün kılan istatistiksel bir yöntemdir [94]. Yöntemde niceliksel verilere göre sıralanmış veri dizisinden; en küçük değer, birinci çeyrek değeri, ortanca değer, üçüncü çeyrek değeri ve en büyük değer bulunmaktadır. Bu 5 değer ile bir özetleme tablosu oluşturulmaktadır. Bu değerlerden birinci çeyrek değeri sıralanmış veri dizisinin ilk yüzde 25'inden büyük değerdir. Üçüncü çeyrek değeri ise sıralanmış veri dizisinin yüzde 25'inden daha küçük olan değerdir. Üçüncü çeyrek ile birinci çeyrek arasında kalan aralık çeyrekler açıklığı olarak adlandırılmakta olup bu alan

tüm verinin yüzde 50'sini kapsamaktadır. Çeyrekler açıklığı aykırı değerlerden etkilenmemekte bu nedenle istatistiksel yayılma ölçüsü olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

Kutu grafiğini çizebilmek için sıralanmış veri dizisinde yer alan 5 değer (en küçük, birinci çeyrek, ortanca, üçüncü çeyrek ve en büyük) bulunur. Birinci çeyrek ve üçüncü çeyrek arasına bir kutu çizilir. En küçük değerden birinci çeyreğe ve üçüncü çeyrek değerinden en büyük değere bıyık adı verilen çizgiler çizilir. Böylece kutu grafiği çizimi gerçekleştirilmiş olur. Örnek kutu grafiği çizimi Şekil 2.19'da verilmektedir. Çizimde yer alan 5 değeri en küçük değeri, 13.75 değeri ilk çeyrek değerini, 27.5 değeri ortanca değeri, 34 değeri tüm verilerin ortalamasını, 45 değeri üçüncü çeyrek değerini, 60 değeri bıyığın çizildiği uç değeri (kutu grafiğinin en büyük değeri) ve 100 değeri de aykırı olarak tespit edilen değeri göstermektedir.



Şekil 2.19. Örnek kutu grafiği çizimi.

Ortanca değeri verinin merkezi konumunu göstermektedir. Bıyıkların en küçük ve en büyük değerleri arasında oluşan uzaklık verinin yayılmasını göstermektedir. En büyük ya da en küçük değerlerin verilerin geri kalanından çok büyük ya da çok küçük olmaları kutu grafiğinde problemlere neden olmaktadır. Bu uç değerlerin kutu grafiği çiziminde kutu ve bıyıkların dışında nokta olarak gösterilmesi değerlendirmenin daha doğru

yapılabilmesini sağlamaktadır. Kutu grafiğinde böyle aykırı değerlerin belirlenmesinde farklı yöntemler kullanılmaktadır. Bunlardan birisi bıyıkların uç noktalarının kutu uçlarından 1.5 kutu genişliği kadar uzatılmasıdır. Bunun dışında kalan değerler aykırı değer olarak gösterilmektedir.

2.3.5. Minimum-Maksimum Veri Normalizasyonu

Veri dizisinde yer alan değerlerin $[0,1]$ aralığına ölçeklenmesini sağlayan normalizasyon yöntemi minimum-maksimum (Min-Maks) veri normalizasyonudur. Min-Maks veri normalizasyonu veri üzerinde doğrusal bir dönüşüm sağlamakta ve orijinal veri değerleri arasındaki ilişki korunmaktadır. Veri dizisi üzerinde minimum-maksimum veri normalizasyonu Eşitlik 20’de yer almaktadır. Denkleminde yer alan X veri dizisinde bulunan her bir elemanı, X_{\min} veri dizisindeki minimum elemanı, X_{\max} veri dizisindeki en büyük elemanı ve $X_{\text{ölçeklenmiş}}$ ise $[0,1]$ aralığına ölçeklenmiş veri dizisini temsil etmektedir.

$$X_{\text{ölçeklenmiş}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (20)$$

2.4. Suç Örgütleri Ağ Yapılanmaları

Bu bölümde alan bilgisine yönelik olarak suç örgütlerinin gösterdikleri genel ağ yapılanmalarına dair bilgilendirme yapılmaktadır. Suç örgütleri arasında bulunan terörist örgütlerin stratejilerinin ve taktiklerinin dinamik olarak sürekli değişmesinden dolayı örgüt davranışlarının ve ağ yapılarının tahmin edilmesi oldukça zor olmaktadır. Bu yüzden bu alanda en tehlikeli ve en önemli suç türü olarak tanımlanmaktadır. Nitekim dünyada en çok ses getiren terör eylemlerinden biri ABD’nin farklı bölgelerine 11 Eylül 2001 tarihinde eş zamanlı terör saldırıları tasarlayan ve gerçekleştiren El-Kaide ilişkili terör ağının düzenlediği terör saldırılarıdır. Normal sosyal ağlardan farklı yapılanmalar oluşturan bu terör ağının düzenlediği saldırılar 2977 kişinin ölümüne neden olmuştur [73]. Avrupa ülkelerinde faaliyet gösteren bir başka terörist grup Yunanistan’da 1975’den 2002 yılına kadar terör eylemleri düzenleyen Marksist bir örgüt olan 17 Kasım terör örgütüdür. Bu terörist grup birçok Türk diplomatı şehit etmiş ve asıl amaçlarının

ABD'nin antiemperyalist etkilerini kaldırmak ve Türk ordusunu Kıbrıs'tan göndermek olduğunu iddia etmiştir. Ağ eski tip klasik hiyerarşik bir yapılanma modeli göstermektedir [95]. Farklı yapılanma stratejileri ile suç örgütleri tüm dünyada birçok insanın ölümüne neden olan eylemler gerçekleştirmişlerdir. Bunlardan biride Cemaat-i İslamiye adlı terör örgütüyle ilişkili terörist grubu üyelerinin [95] 2002 yılında Endonezya'ya bağlı Bali adasında eşzamanlı olarak gerçekleştirdiği ve 202 kişinin ölümüne neden olduğu terör eylemidir.

Ana akım terörizm yapılarına karşın literatürde “Yalnız Kurt” olarak adlandırılan bireysel terör eylemleri [96] düzenleyen kişiler de bulunmaktadır. 25 Şubat 1994'te Baruch Goldstein adında bir İsraili terörist silahsız ibadet eden Müslümanlara ateş ederek saldırı düzenlemiştir [97]. Bu terörist 29 kişiyi öldürmüş ve 125 kişiyi yaralamıştır [98]. 2011'de Norveç Oslo'da 8 kişiyi ve Utoya adasında yaz kampına katılan 69 kişiyi öldüren Anders Behring Breivik'inde bireysel olarak terörist eylemi gerçekleştirdiği belirtilmiştir [99]. Neo-Nazi terörist grubunun ideolojisini benimseyen ırkçı ve islamofobik farklı gruplar tarafından da terör saldırıları dünyada yaygın bir şekilde düzenlenmektedir [98]. Bu saldırılardan bazıları bireysel düzenlenen saldırılarken bazıları organize terör örgütleri tarafından düzenlenmektedir.

Terörizm kaynaklı suç oranları geçtiğimiz yüzyılın son dönemlerinde ve bilgi çağı olarak adlandırılan içinde bulunduğumuz yüzyılda artış eğilimi göstermiş, ülkeler arası savaşlar çoğunlukla güçlü ülkelerin açık veya örtülü desteklediği terör örgütleri aracılığı ile vekalet savaşlarına dönmüştür. Terör örgütleri de buldukları bölgelere ve faaliyet gösterdikleri ülkelere göre farklı yapılanmalar oluşturmuşlardır. Terör ağları ile mücadeleler sonrası bu ağların sona erme durumlarına ilişkin olarak 1968 ile 2006 yılları arasında faaliyet gerçekleştiren 648 terör grubu üzerinde yapılan çalışmada [100] gruplardan 268'inin (%41) sonlandığı ve sonlanan bu grupların;

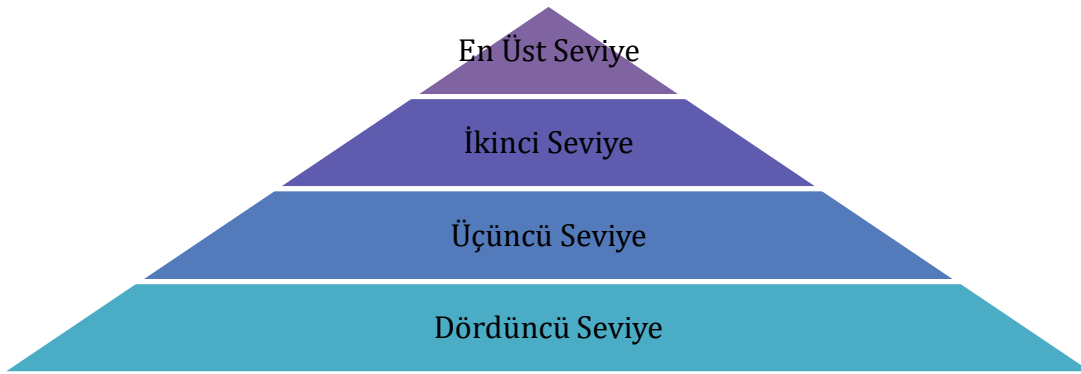
- %43' ünün siyasi sürece katılım sağlaması,
- %40'ının güvenlik birimleri tarafından örgütün kilit liderlerinin etkisiz hale getirilmesi (tutuklanması veya öldürülmesi),
- %10'unun amaçlarının gerçekleşmesi,

- %7'sinin ise askeri güç kullanılması sonucunda faaliyetlerinin sonlandığı tespit edilmiştir. Bu çalışma göstermektedir ki terör örgütlerinin yapılarının ve eğilimlerinin iyi tespit edilerek örgütlerde yer alan kilit liderlerin etkisiz hale getirilmesi örgütün faaliyetlerini sona erdirebilmekte veya minimize edebilmektedir.

Tez kapsamında incelenen terör örgütleri sosyal açıdan değil gösterdikleri ağ yapılanmaları açısından değerlendirilmektedir. Bu nedenle bu bölümün alt maddelerinde ağ yapılanmalarına yönelik klasik ve yeni yaklaşımlar ele alınmaktadır.

2.4.1. Klasik Yaklaşımlar

Klasik yaklaşımda terör örgütleri hiyerarşik piramit yapıda Şekil 2.20'de görüldüğü gibi dört seviyeye ayrılmaktadır [101];

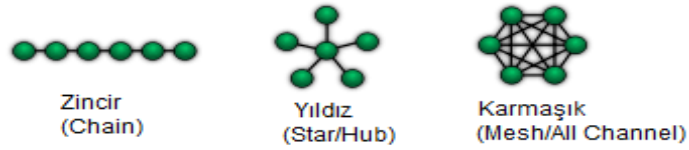


Şekil 2.20. Terör örgütleri klasik piramit yapıları.

En üst seviye komutadan sorumlu kişilerden oluşmaktadır. Hiyerarşide ikinci seviye aktif iskelet yapı olarak adlandırılan terör saldırıları uygulayan kişileri içermektedir. Üçüncü seviye örgütü aktif olarak destekleyen kişileri kapsamakta ve ikinci en büyük ve en önemli seviye olarak tanımlanmaktadır. İstihbarat sağlayan ve uyarı yapan, araç gereç ve silah sağlayan kişiler üçüncü seviyede yer almaktadır. Hiyerarşideki dördüncü seviye ise organizasyonun pasif destekleyicileri olup en büyük kategoridir. Terör gruplarının fikirlerini benimseyen ve yayılmasına yardım eden, para desteği sağlayan kişilerden oluşmaktadır. Bu yaklaşıma göre suç örgütlerinin yapılanmaları lider bir figür etrafında ona bağlı alt seviye grup liderlerinden oluşan hiyerarşik ağ yapılanmaları şeklindedir.

2.4.2. Yeni Yaklaşımlar

Klasik yaklaşımda terör örgütleri içerisinde yer alan üyeler hiyerarşik bir şekilde yukarıdan aşağıya yönetim yapısını kullanmaktadırlar. Ancak günümüzde özellikle 11 Eylül 2001 terör saldırılarını düzenleyen El Kaide terör örgütü yapısının ortaya çıkarılması ile terör örgütlerinin klasik yaklaşımdan daha farklı hücrel ağ yapıları sergilediği ortaya çıkmıştır. Bunlara temel teşkil eden ağ yapıları Şekil 2.21’de yer almaktadır. Düğümler ağdaki kişileri düğümler arası çizgilerde kişiler arasındaki bağlantıları göstermektedir.



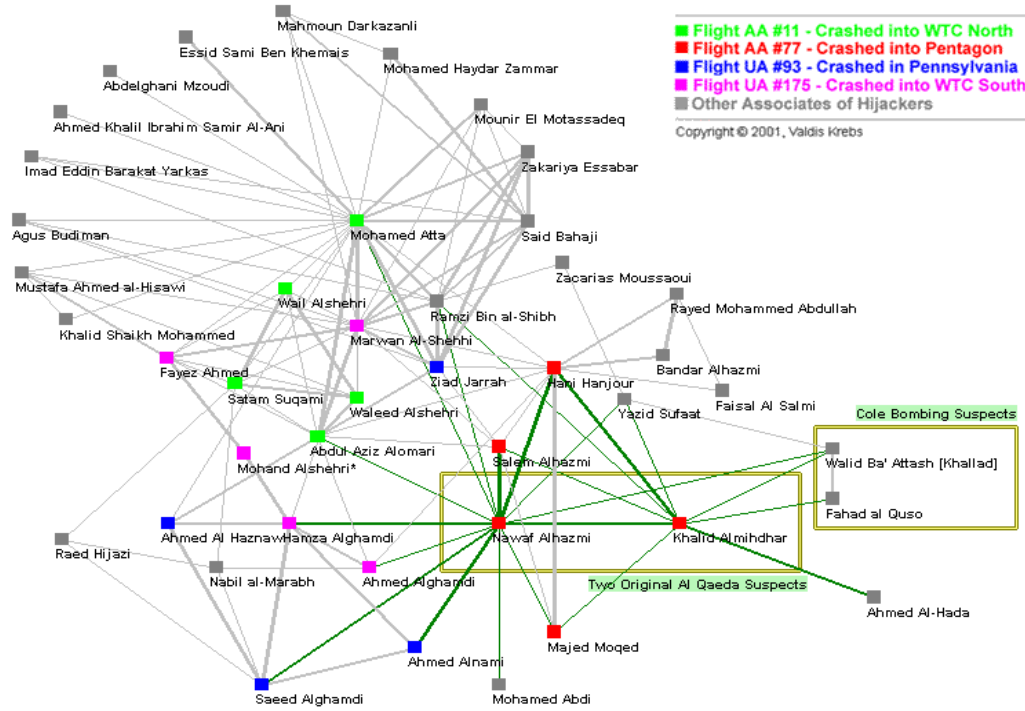
Şekil 2.21. Farklı türdeki temel ağ yapıları.

Zincir ağları: Birbirine bağlı düğümlerden oluşur ve genellikle kara para aklama örgütlerinin ifşa olmama adına üyelerini gizlemek için sergilediği ana yapılarıdır.

Yıldız ağları: Düğümler merkezi düğüme bağlıdır. Liderin merkezi düğüm olması zorunlu değildir. Terör örgütlerinin küçük hücrel yapılarına benzeyen ve bazı uyuşturucu örgütlerinin sergilediği yapılarıdır.

Karmaşık ağlar: Tüm düğümler birbirine bağlı ve iletişimi yoğun olan hiyerarşi olmayan yapıdadır. Yasal olan arkadaşlık gruplarının sergilediği ağ yapıları karmaşık ağ yapılarına benzemektedir.

Suç örgütlerinin oluşturdukları ağ yapıları bu ağ yapılarından birini sergileyebileceği gibi bu ağ yapılarının birleşimleri şeklinde farklı ağ yapılarını da sergileyebilmektedir. Nitekim 11 Eylül 2001 saldırısını düzenleyen El Kaide terör ağının anlaşılmasına yönelik gerçekleştirilen [73] ve bu ağın yıldız ve zincir ağların birleşimlerinden oluşan hücrel yapılardan oluştuğunu gösterir çalışmaya ait çizge Şekil 2.22’de yer almaktadır.



Şekil 2.22. 11 Eylül 2001 saldırısını düzenleyen teröristler ve bunlara 2 birim uzaklıkta yer alan kişilerin oluşturduğu çizge yapısı [73].

Suç örgütleri doğaları gereği gizli kalma ve organizasyonel yapılarının devamlılığını sağlama nedeniyle kendileri açısından en uygun yapılanma modellerini seçmektedirler. Bu nedenle güvenlik güçlerinin bu yapılara düzenleyecekleri operasyonlar sonrası ağların yeniden yapılanma stratejilerine yönelik olarak öngörülerde bulunmaları gerekmektedir. Böylece düzenlenecek operasyonlar sonrası ağın daha terörize ya da daha tehlikeli olmasını önlemek mümkün olabilecektir.

2.5. Suç Örgütlerinin Analizine ve Etkisizleştirilmesine Yönelik Yapılan Çalışmalar

Suç örgütlerine yönelik yapılan birçok çalışma bir bölgede aktif olan ve iyi bilinen suç örgütleri üzerine yapılmaktadır. Bunlardan en çok çalışma yapılan gruplardan birisi 11 Eylül 2001 yılında Amerika’da saldırı düzenleyen El-Kaide bağlantılı terör grubudur [47,73,102]. Bir başka yaygın çalışma yapılan terör ağı Avrupa ve Orta Doğuda faaliyet gösteren DAEŞ örgütüdür [3,103]. Yasadışı uyuşturucu ticareti yapan organize suç örgütlerine yönelik de birçok çalışma bulunmaktadır. Bunlardan Amerika, Güney Afrika

[47,104] ve ABD New York şehrinde [46] bulunan organize suç örgütlerine yönelik olarak SAA metrikleri ile çeşitli analizler yapılmış ve bu örgütlerin etkisizleştirilmelerine yönelik farklı yaklaşımlar önerilmiştir. Genel olarak bu çalışmalar, etkisizleştirilmesi veya yakalanması ile suç örgütüne en fazla zararı verecek anahtar rolde bulunan kişilerin tespit edilmesine yöneliktir. Bu amaçla anahtar rolde yer alan kişilerin belirlenmesine yönelik SAA metrikleri kullanılmaktadır. Terör örgütlerinin önemli pozisyonlardaki liderlerinin ve onların yerlerine geçebilecek tahmin edilen veya edilemeyen varislerinin tespiti terör faaliyetlerinin tam anlamıyla bitirilmesi adına önemli olmaktadır. Nitekim bu alanda yer alan Byman tarafından yapılmış çalışmaya [105] göre terörizmle mücadelede istihbarat mekanizmasının temel hedefinin sadece ispatlanmış bilinen teröristler değil, gelecekte terörizm suçu işleyebilecek herkes olmalı düşüncesi savunulmaktadır.

Suç örgütleri ağlarının sosyal ağ analizi ile incelenmesine yönelik FBI özel ajanı Davis tarafından yapılan çalışma [106] bu alanda yapılan ilk örnek çalışmalardandır. Davis çalışmasında sosyal ağ analizi yöntemlerinden yoğunluk, merkezilik ve bilgi akışı yöntemlerinin kullanımını gerçek bir suç çetesi üzerinde göstermiştir. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağlar üzerinde sosyal ağ analiz yöntemlerinin kullanımını açıklayıcı bir başka çalışma da [107] Sparrow tarafından yapılmıştır. Bu çalışmalar sonrasında Calderoni tarafından suç örgütlerinin analizinde sosyal ağ analizinin kullanımının tarihsel gelişimini veren detaylı bir araştırma [5] yapılmıştır. Yakın zamanda suç eylemlerinin önlenmesi ve güvenlik güçlerinin bu alanda uygulayacağı yaklaşımlara yönelik bazı alan tarama çalışmaları da [108,109] gerçekleştirilmiştir.

Suç örgütlerinin organizasyon yapılarının ortaya çıkarılmasında sosyal ağ analiz metriklerinin kullanıldığı Catanese tarafından gerçekleştirilen çalışmada [110] LogAnalysis adında bir araç geliştirilmiş olup ağ üyelerinin mobil telefon aktivitelerinin zamana bağlı değişimlerinden yola çıkarak çeşitli istatistiksel analizler, filtrelemeler ile ağın çizge yapısının farklı şekillerde görselleştirilmesine yönelik yaklaşımlar sunulmuştur.

Bir başka çalışma ABD savunma kuruluşları tarafından desteklenerek Carnegie Mellon Üniversitesinde geliştirilen ORA-LITE [111] yazılımıdır. Bu yazılım ile “Tanzanya Embassy Bombing” başlığı altında incelenen terör gruplarında kişiler arası ilişki

ağlarından farklı olarak uzmanlık alanı, kaynaklar ve görev ağları da oluşturulmaktadır. Terör grupları üzerinde oluşturulan bu ağlara yönelik SAA yöntemleri uygulanmaktadır. Bu şekilde farklı türde oluşturulan ağlar birbiri ile ilişkilendirilerek belirli uzmanlık alanlarında yetiştirilen teröristlerin ulaşabilecekleri kaynaklar ile icra edecekleri terör eylemlerine yönelik öngörülerde bulunabilmek amaçlanmaktadır. Terör örgütlerinin terör faaliyetlerinin anlaşılmasına ve terör eylemleri arasındaki ilişkilerin ve sonraki eylemlerin tahminine yönelik Tutun tarafından yapılan çalışmada [112] terör örgütlerinin yapısal analizi için SAA metrikleri (Derece, Yakınlık ve Arasındalık metrikleri) kullanılmıştır. Çalışmada ağ yapısının analizinde bireylerin olay temelli ve konumsal bağlantıları ele alınmıştır.

Suç örgütleri dışında yasadışı faaliyet yürüten şirketler içinde SAA yöntemleri ile yapılan analiz çalışmaları bulunmaktadır. ABD’de yasadışı faaliyetler yürütmüş bir şirket olan Enron adlı şirketin eposta veri seti üzerinde Tang tarafından yapılan çalışmada [113] sosyal ağ analiz metriklerinden olan derece merkeziliği metriği kullanılmıştır.

SAA yöntemlerinin suç örgütlerinin oluşturduğu ağlara uygulanması ile ağ içerisinde önemli bir yere sahip, etki gücü yüksek, bilgi taşıyan veya grupları birbirine bağlayan kişilerin tespiti mümkündür. Bununla birlikte ağ içerisinde yer alan farklı alt grupların tespiti de gerçekleştirilebilmektedir. Burt çalışmasında [114] kişilerin davranış ve fikirlerinin grup içinde gruplar arasında olduğundan daha homojen olduğunu belirtmektedir. Bu yaklaşıma göre de farklı gruplar arasında bağlantı sağlayan bireyler daha farklı bilgilere ulaşabilmekte ve farklı düşüncelerin sentezini yaparak ağ içerisinde daha etkin olabilmektedir. Bu nedenle ağda lider pozisyonda olan kişiler dışında daha düşük pozisyonlarda ancak daha etkili kişiler de bulunabilmektedir.

Suç örgütlerinin oluşturduğu ağ içerisinde yer alan üyelerden anahtar pozisyonda bulunan (etki gücü yüksek, haber akışı sağlayan, grupları bağlayan vb.) kişilerin tespiti ve bunların ağdan çıkarılması ile ağın etkisizleştirilmesine çalışılmaktadır. Suç örgütleri ağlarından güvenlik güçlerinin operasyonları sonucu çıkarılan (etkisiz hale getirilen, yakalanan vb.) kişilerin yerine, ağ içerisinden kimin geçebileceğine yönelik tahmin çalışmaları da başka bir çalışma alanı oluşturmuştur. Nitekim terör örgütleri içerisinde ağdan çıkarılan teröristin yerine geçecek varis kişilerin bulunmasına ve ağın yeniden yapılandırılmasına

yönelik yapılan çalışmalarda [9,72] SAA yöntemleri etkin bir şekilde kullanılmıştır. Bu alanda terör örgütlerinin dışında suç örgütü olmayan diğer organizasyonlardaki varis kişilerin tespitine yönelik de daha genel yöntemler [8] önerilmektedir.

Terör örgütlerinin yeniden yapılandırılarak etkisizleştirilmesi için yapılan önemli çalışmalardan biri olan STONE [72] çalışmasında varis kişilerin belirlenmesine yönelik metrikler önerilmektedir. Bu çalışmanın geliştirilmesi gereken konuları olarak; alt pozisyonda bulunan bir kişinin ağdan çıkartılması sonucu bu alt pozisyona daha üst pozisyondaki kişinin geçebilmesi, farklı gruplardan oluşan alt gruplardan birinin zayıflatılması sonucu daha ölümcül eylemler düzenleyen diğer grubun daha etkin hale gelmesinin önü açılması gibi durumların ele alınmaması verilmektedir. Bunlarla birlikte kişilerin ağdan çıkartılması sonucu ağın genel yapısının ağın ölümcüllük parametresi dışında nasıl değişmekte olduğu ortaya koyulmamaktadır.

Yine terör örgütleri üzerine ardışık operasyonlarla bu örgütleri etkisizleştirmeye yönelik benzer çalışmalar [103,115–119] bulunmaktadır. Bu çalışmalardan Li tarafından gerçekleştirilen çalışmada [119] geleneksel SAA metriklerinden merkezilik metriklerini (derece ve arasındalık) kullanarak varis kişinin belirlenmesi ele alınmaktadır. Callahan tarafından yapılan çalışmada da [117] sıkı yapılanma gösteren terör örgütlerinin yeniden yapılandırılmasına yönelik, operasyonlar öncesi SAA metriklerinin kullanımını önermektedir.

Terör organizasyonlarının oluşturduğu ağların tesir gücünü minimize edebilmek için ağdan çıkarılacak kişi ya da kişilerin (düğümlerin) tespit edilmesi amacıyla Spezzano tarafından gerçekleştirilen çalışmada [9] kişilerin grup içerisindeki etki gücünü ölçen PageRank ve bağlarının ne derece kuvvetli olup olmadığını ölçen Clustering Coefficient metrikleri kullanılmıştır. Bu metrikler organizasyonun yapısına göre geliştirilerek “Weighted Removal PageRank” ve “Property Oriented Clustering Coefficient” adlarında yeni metrikler olarak önerilmekte, ağın tesir gücünün çıkarılan düğümler sonucu değişimleri zaman serileri ile ele alınmaktadır. Suç örgütleri ağlarına yönelik yapılan Shang tarafından yapılan başka bir çalışmada [120] derece, arasındalık ve yakınlık SAA metrikleri birleştirilerek farklı bir metrik önerilmekte, ağlar içerisinde şüpheli kişilerin tespit edilebilmesinde ve ağın liderleri ile ilişkilerinin ortaya çıkarılmasında önerilen

metrik kullanılmaktadır. D ğ mlerin ađdan ıkarılarak ađın yeniden oluřturulmasını temel alan Missaoui tarafından gerekleřtirilen bir bařka alıřmada [74] ađ ierisinden d ğ mlerin ıkartılması sonucu oluřacak yeni ađda alt izgelere b l nme olmaksızın ađın b t nl ğ n  koruyup, ađdan ıkartılan d ğ mlerin yerine geecek d ğ mlerin tespiti ve oluřacak yeni bađlantıların tahmin edilmesi amalanmıřtır. Algoritmada ađdan ıkartılan d ğ mlerin yerine geecek varis d ğ mlerin daha hızlı tespit edilebilmesi iin ađ ierisinde topluluk tespiti yapılmakta ve aynı topluluk ierisindeki varislerden ilgili d ğ mler varis olarak tespit edilmektedir. alıřmada y ns z izgelerde bulunan d ğ mlerden sınırlı sayıda role sahip d ğ mler  zerinde, tekil d ğ m  n ađdan ıkartılması ele alındıđından birbirine bađlı oklu d ğ mlerin ıkartılması durumuna y nelik olarak bir yaklařım  nerilmemektedir. Hussain tarafından yapılan alıřmada da [121] ađdan ıkartılan d ğ mlerin yerine geecek d ğ mlerle ilgili  z mler sunulurken, d ğ mler arasında oluřacak yeni bađlantıları ele alan bir yaklařım  nerilmemektedir.

D ğ mlerin ađdan ıkartılması sonucu, ıkartılan d ğ mlerin yerine geecek varis d ğ mlerin yeni bađlantılarının belirlenmesi iin eřitli yaklařımlar  nerilmektedir. Varis d ğ mlerin ađdan ıkartılan d ğ mlerin bađlantılarını tamamen devralması [9]  nerilen yaklařımlardan biridir. Bařka  nerilen yaklařımlar ise [74] varisin devraldıđı pozisyona benzer pozisyonlarda olan, derece merkeziliđi birbirine yakın d ğ mlerle oluřturacađı yeni bađlantılar veya ortak komřularının sayısı y ksek olan d ğ mler arasında oluřacak yeni bađlantılar, bađlantı tahmininde kullanılmaktadır.

Su  rg tlerine y nelik yapılan SAA alıřmaları belirli bazı su  rg tleri  zerine yapılmıř olup bir ya da birka su  rg t  n iermekte ve bu  rg tleri etkisizleřtirme adına anahtar roldeki kiřileri belirlemeyi amalamaktadır. Tez alıřması kapsamında diđer alıřmalardan farklı olarak literat rden derlenen farklı t rdeki birok su  rg t  n yapısal olarak grup bazlı deđerlendirilmekte ve bu  rg t yapılarına benzeyen ađların tespit edilebilmesine y nelik yaklařımlar  nerilmektedir. Ayrıca su  rg tlerinin anahtar roldeki  yelerinin ađdan ıkartılması sonucu varislerinin tespiti ve ađın yeniden yapılandırılmasına y nelik  nerilen ayrı ayrı y ntemler tez kapsamında b t nleyici bir Őekilde farklı stratejileri ieren bir yaklařım ile ele alınmıřtır.

3. KULLANILAN VERİ SETLERİ VE YÖNTEMLER

Bu bölümün ilk alt başlığında tez kapsamında analiz ve test amaçlı kullanılan veri setleri açıklanmaktadır. İkinci alt başlıkta ise suç örgütlerinin tespitine yönelik SAA metriklerini temel alarak geliştirilen istatistiksel ve makine öğrenmesi yöntemleri ile ve örgütler içerisinde bulunan anahtar kişilerin tespitine yönelik önerilen yöntem hakkında bilgilendirme yapılmaktadır.

3.1. Veri Setleri

Suç örgütleri doğası gereği gizlilik barındıran yapılar olduğu için suç örgütlerine ilişkin verilerin elde edilmesi güvenlik birimleri haricinde pek mümkün olmamaktadır. Literatürde üzerinden zaman geçmiş ve analizleri yapılmış bazı suç örgütlerine yönelik veri setleri bulunmaktadır. Bu veri setlerinin önemli bir bölümü Mitchell Centre [122] tarafından UCINET [95] yazılımı bünyesinde toparlanmıştır. Tez kapsamında bu veri setleri ve farklı çalışmalarda yer alan çizge gösterimlerinden elde edilmiş veri setleri kullanılmaktadır. Elde edilen tüm veri setleri, farklı format ve yapılardan (pajek dosyaları, komşuluk matrisleri) kenar listesi yapısına dönüştürülerek virgülle ayrılmış veri içeren (csv) dosyalara kaydedilmiştir. Polis tutanakları ya da mahkeme kayıtları ile elde edilmiş suç örgütleri veri setleri için ağı tam olarak yansıttığını söylemek mümkün olamamaktadır. Bunun en önemli nedeni gerçekte ağlarda yer alan bazı kişilerin ağıya çıkarılamamasıdır.

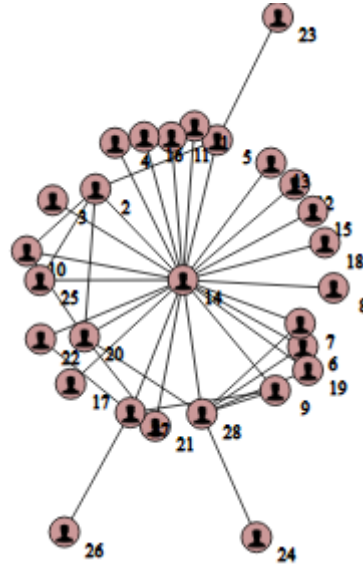
Suç örgütleri analizlerine yönelik bazı farklı çalışmalarda [123–125] IBM tarafından güvenlik güçlerinin kullanımı için geliştirilen COPLINK sistemi veri tabanını kullanmaktadır. Yetkilendirilmiş kişiler tarafından erişilen bu veritabanı açık bir şekilde paylaşılmamaktadır.

Tez kapsamında kokain ticareti yapan örgütler ve terör eylemleri düzenleyen terör grupları ile suç örgütü olmayan yasal arkadaşlık gruplarından oluşan veri setleri kullanılmıştır. Ağ başlıklarının yanında yer alan parantez içerisinde örgüte ait etiket bilgisi verilmekte, analiz sonuçlarında bulunan çizelgelerde bu etiket bilgisi kullanılmaktadır.

3.1.1. Kokain Suç Örgütleri

Kokain suç örgütleri veri setleri güvenlik güçlerinin soruşturma kayıtları sonucu oluşturulmuş kokain ve uyuşturucu ticaretini yapan kişilerden oluşan gerçek ağlardır. Toplamda 5 farklı kokain suç örgütü ağı literatür taraması sonucu elde edilmiştir.

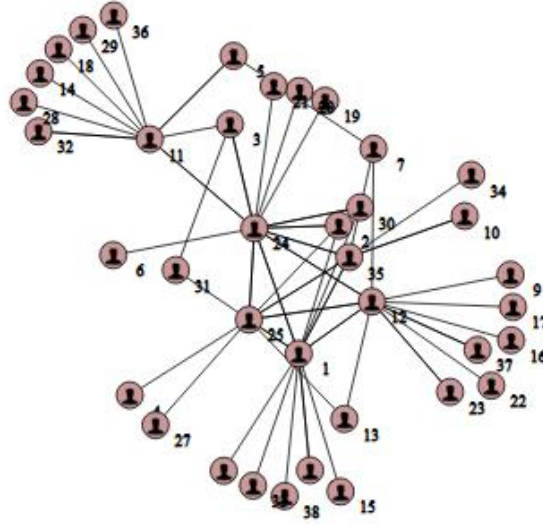
Kokain Suç Şebekesi (NATARAJAN): Natarajan [104] tarafından derlenen bu ağ, güvenlik güçleri soruşturmalarından elde edilen bir kokain grubunun üyelerini içeren ağdır. 28 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.1’de verilmektedir.



Şekil 3.1. NATARAJAN kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.

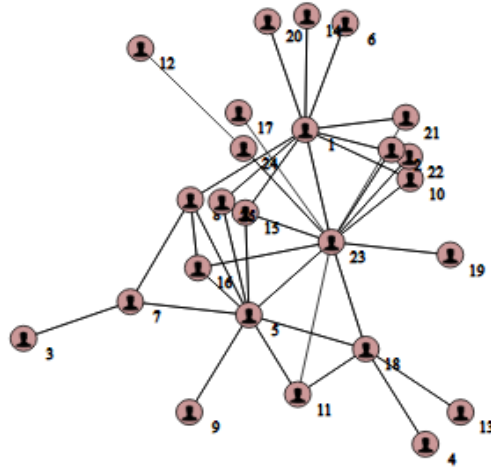
MAMBO Operasyonu Ağı (MAMBO): İspanya'da dağıtılmak üzere Kolombiya'dan Brezilya ve Uruguay'a kokain kaçakçılığı yapan bir kokain grubunu içeren ağdır [48]. Bu ağ ortalama büyüklükte tipik İspanyol kokain grubu yapısını göstermektedir. Güney Amerika'dan bir ithalatçı grubu ile Madrid'deki perakendeciler arasında toptan satış tedarikçisidir. 31 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.2’de verilmektedir.

JAKE Operasyonu Ağı (JAKE): Grup, 2008'de Madrid'de bulunan çingene gruplarına geleneksel olarak benzer faaliyetlerde bulunan ve büyük bir dağıtım bölgesinde kokain, eroin toptancısı ve perakende satıcısı olan bir suç ağıdır [48]. 38 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.4'te verilmektedir.



Şekil 3.4. JAKE kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.

ACERO Operasyonu Ağı (ACERO): Bu ağ küçük bir aileden oluşan grubu içermektedir. Grup esas olarak aynı ailenin üyelerinden oluşmakta ve bir kadın tarafından yönetilmektedir. Grubun para aklama konusunda kendi yöntemleri de bulunmaktadır [48]. 25 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.5'te verilmektedir.

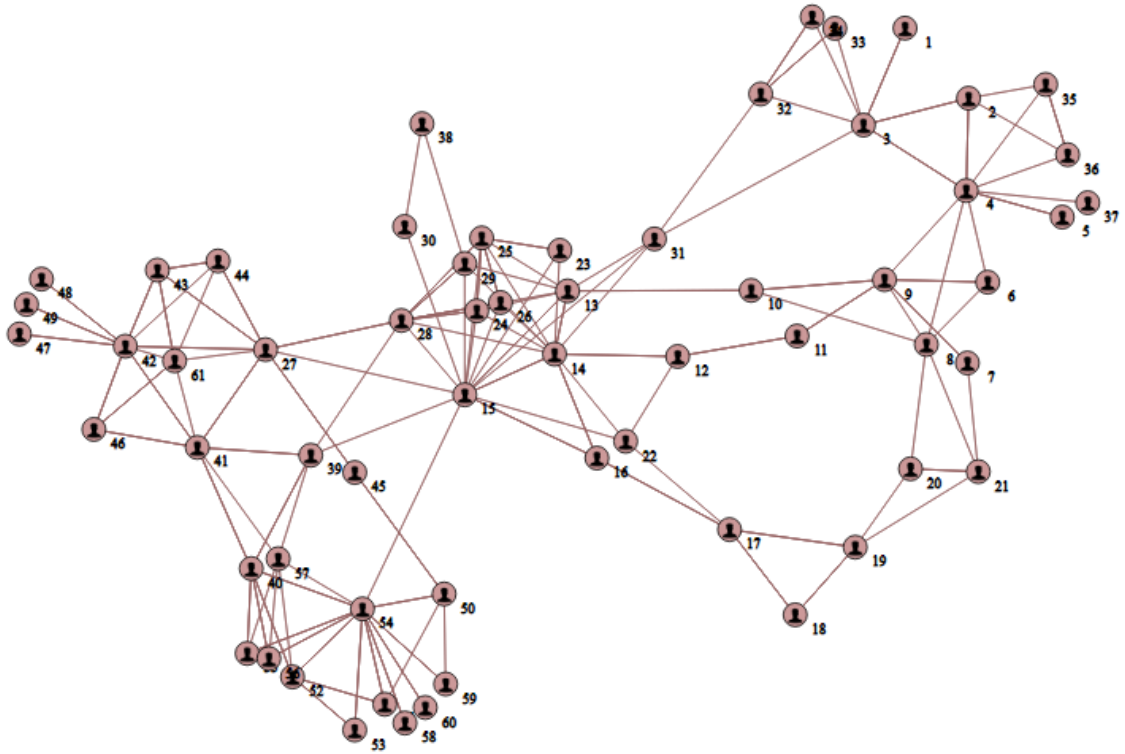


Şekil 3.5. ACERO kokain suç örgütü ağı çizge gösterimi.

3.1.2. Terör Örgütleri Ağları

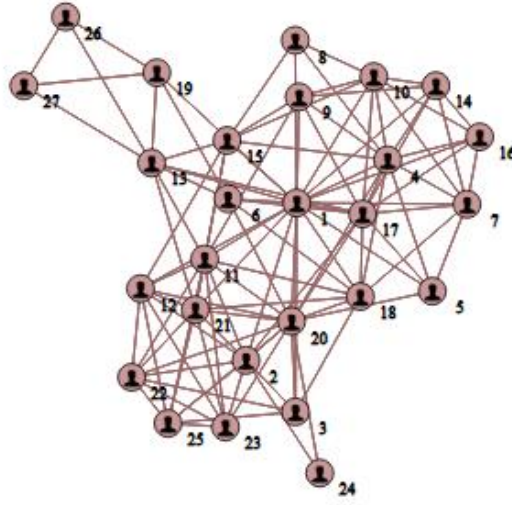
Terör örgütlerini içeren veri setleri farklı ülkelerdeki bazı farklı terör gruplarını içermektedir. Bunlardan en yaygın olanları Afganistan'da bulunan El-Kaide terör örgütüne bağlı olan farklı ülkelerde terör faaliyetleri gerçekleştiren gruplardır.

11 Eylül 2001 Terör Saldırısı Ağı (SEP11): El-Kaide ile ilişki içerisinde olan ABD'de 11 Eylül 2001 saldırılarını tasarlayan ve gerçekleştiren grubu içermektedir [73]. 61 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.6'da verilmektedir.



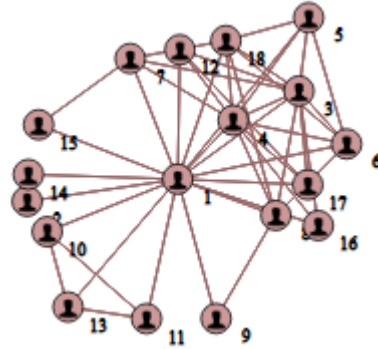
Şekil 3.6. SEP11 terör örgütü ağı çizge gösterimi.

Avustralya Büyükelçiliği Bombalama Eylemi Terör Ağı (AUSBOMB): Endonezya'nın başkenti Cakarta'da 9 Eylül 2004 tarihinde Avustralya büyükelçiliğine düzenlenen saldırıyı gerçekleştiren ve planlayan gruptur. Cemaat-i İslamiye(Jemaah Islamiyah) olarak adlandırılan örgüt bu saldırının sorumluluğunu üstlenmiştir [95]. 27 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.7'de verilmektedir.



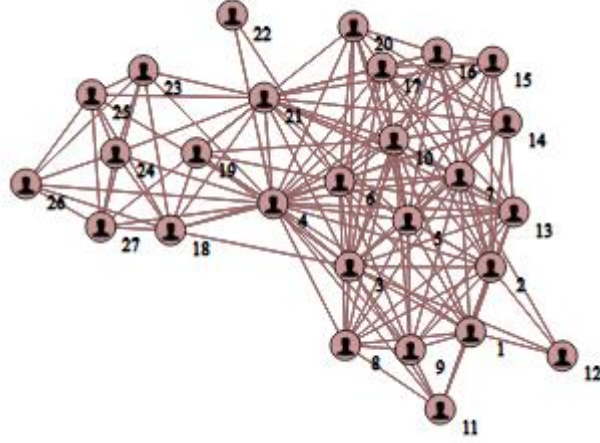
Şekil 3.7. AUSBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.

17 Kasım Terör Ağı (NOV17): Yunanistan’da 1975’den 2002 yılına kadar terör eylemleri düzenleyen Marksist bir örgüttür. 17 Kasım terör örgütü olarak adlandırılan bu ağ ABD’nin antiemperyalist etkilerini kaldırmayı ve Türk ordusunun Kıbrıs’tan gönderilmesini amaç edinmiştir [95]. 18 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.8’de verilmektedir.



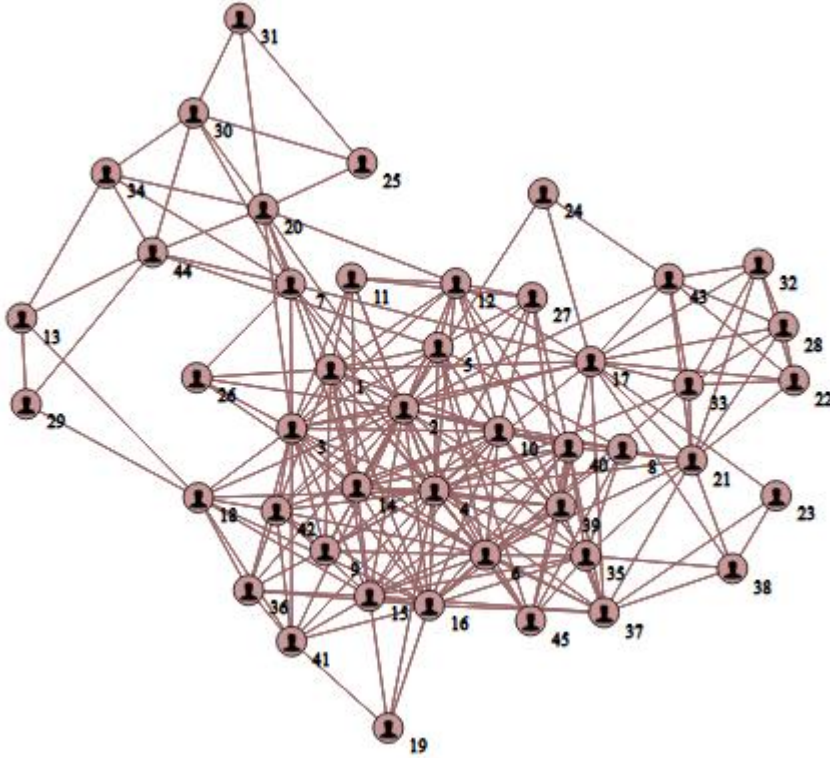
Şekil 3.8. NOV17 terör örgütü ağı çizge gösterimi.

Bali Bombalama Eylemi Terör Ağı (2002)(BALIBOMB): Cemaat-i İslamiye adlı terör örgütüyle ilişki terörist grubun üyelerinden oluşan bir ağıdır [95]. Ağ 2002 yılında Endonezya’ya bağlı Bali adasında gerçekleştirilen 202 kişinin öldüğü saldırıları doğrudan ve dolaylı olarak planlayan ve gerçekleştiren örgüt üyelerini içermektedir. 28 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.9’da verilmektedir.



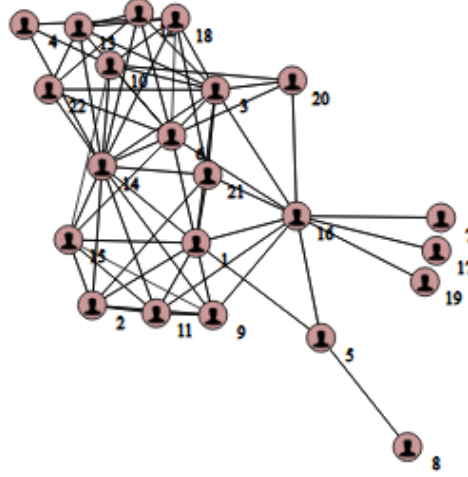
Şekil 3.9. BALIBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.

Noel Bombalama Eylemi Terör Ağı (2000)(CEVEBOMB): El-Kaide örgütünün Endonezya’da düzenlediği bir başka bombalama eylemini planlayan ve gerçekleştiren terörist gruptur. Jakarta kenti ve diğer 8 kentte kiliselere bir dizi koordineli bombalama eylemi gerçekleştirerek 18 kişinin ölümüne sebep olmuşlardır [95]. Ağ farklı zamanlarda örgüte katılmış 45 kişiden oluşmaktadır. Ağın çizge gösterimi Şekil 3.10’da verilmektedir.



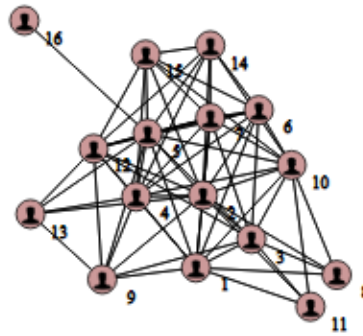
Şekil 3.10. CEVEBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.

Bombalama Eylemi Terör Ağı (RHODES): Rhodes tarafından [127] Yunanistan'da faaliyet gösteren 17 Kasım terör örgütüne bağlı bir grubun düzenlemiş olduğu eylemi gerçekleştiren üyelere ilişkin yapılan analiz çalışmasından oluşturulan bir terör ağıdır. Veri açık kaynaklardan oluşturulmuştur. 22 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.13'te verilmektedir.



Şekil 3.13. RHODES terör örgütü ağı çizge gösterimi.

Filipinler Rizal Günü Bombalama Eylemleri Terör Ağı (2000) (PHBOMB): 30 Aralık 2000 tarihinde Filipinler'de Manila metrosu civarında 22 kişinin öldüğü ve 100'den fazla yaralının olduğu bir dizi terör eylemini gerçekleştiren terörist gruptur. Saldırıları Filipinler'de ulusal anma günü olan Rizal gününde gerçekleştiği için Rizal Günü bombalama eylemleri olarak tanımlanmaktadır. Jemaah Islamiyah, Moro Islamic Liberation Front, ve Moro National Liberation Front örgütlerinden elemanların ortaklaşa düzenledikleri, bir saat içerisinde beş farklı bölgede eş zamanlı bir şekilde gerçekleştirilen eylemlerden sorumlu terör ağıdır [95]. 16 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.14'te verilmektedir.

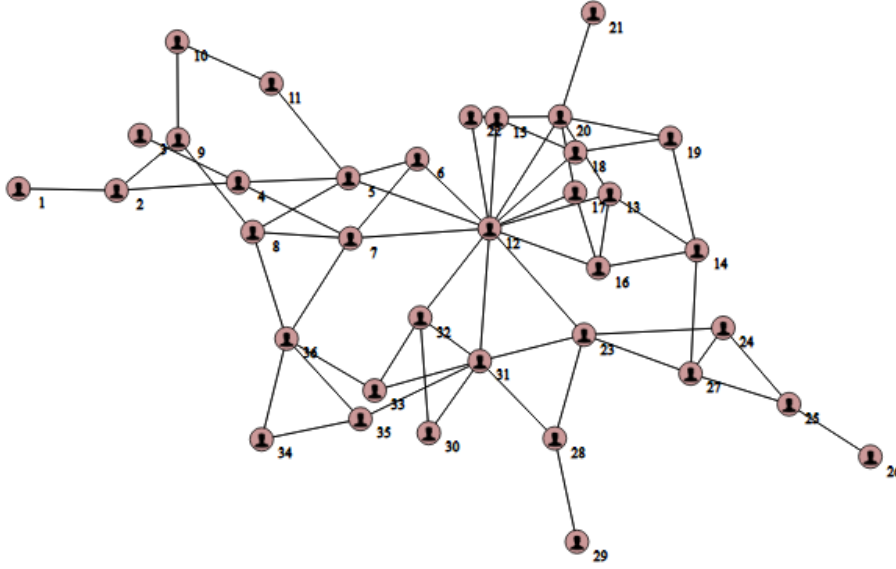


Şekil 3.14. PHBOMB terör örgütü ağı çizge gösterimi.

3.1.3. Yasal Arkadaşlık Grupları

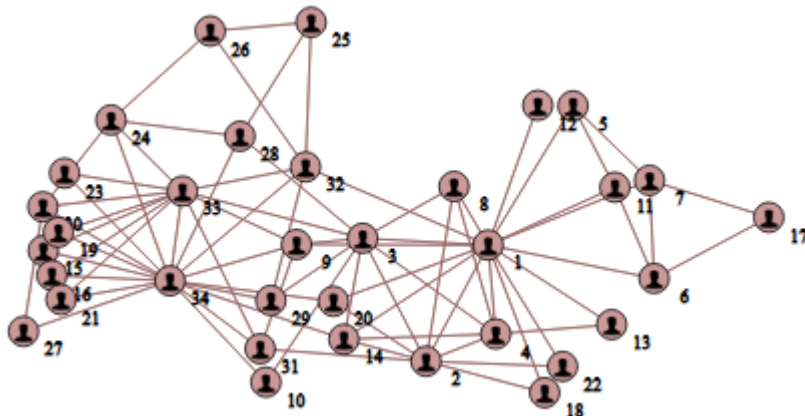
Yasal arkadaşlık gruplarını içeren veri setleri herhangi bir suç örgütü ile ilişkisi olmayan insanların arkadaşlık ve iş ilişkileri temelinde oluşturulmuş ağları içermektedir.

Sawmill Şirket Ağı (SAWMILL): Küçük ölçekli bir şirketteki personelin oluşturduğu ilişki ağıdır[128,129]. 36 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.15'te verilmektedir.



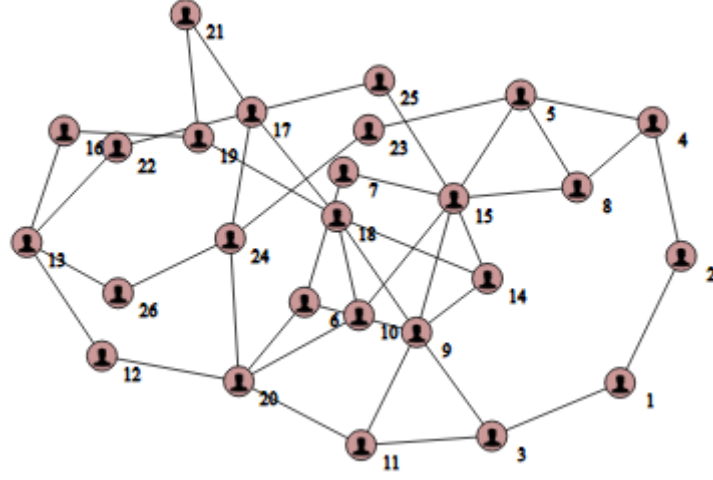
Şekil 3.15. SAWMILL yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Zachary Karate Kulübü (ZACHARY): Wayne W. Zachary [130] tarafından 1970 ve 1972 yılları arasında analiz çalışması yapılan bir üniversite karate kulübünün üyelerini içeren ağdır. Ağ içerisinde yer alan karate hocası ve kulüp yöneticisi arasındaki çekişmeye bağlı olarak üyelerin bu iki kişi etrafında gruplaşmalarını göstermesi açısından önem arz etmektedir. 34 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.16'da verilmektedir.



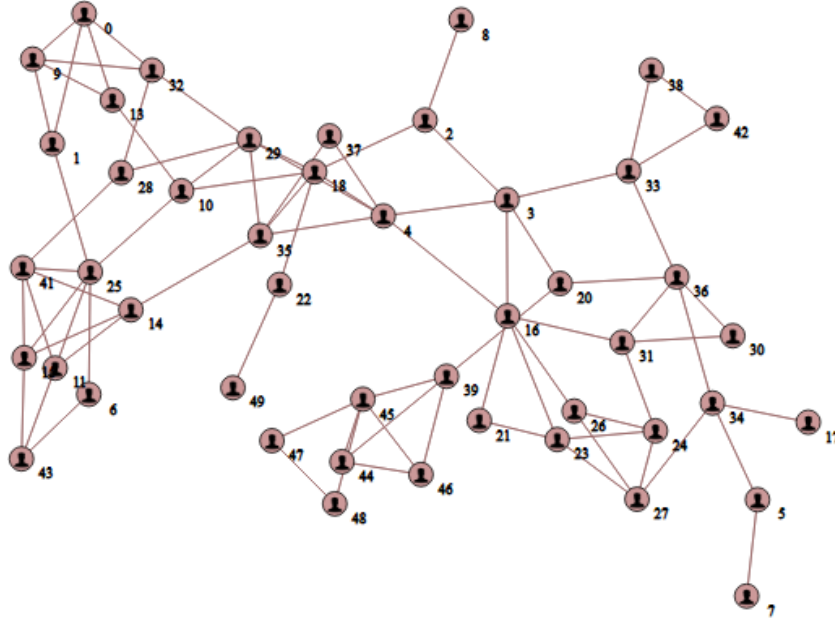
Şekil 3.16. ZACHARY yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Yurtta Kalan Öğrenciler Ağı (DORM): New York eyaletinde yer alan bir okulda yurtta kalan kız öğrencilerin birlikte yemek yedikleri yakın arkadaşlarıyla ilişkileri içeren ağdır[128]. 26 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.17’de verilmektedir.



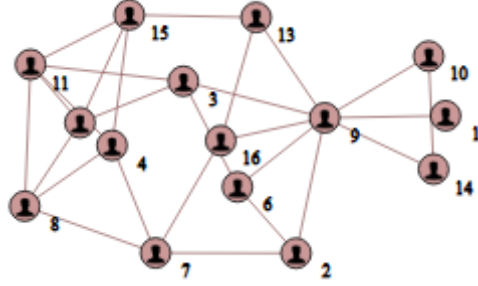
Şekil 3.17. DORM yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

50 Kadın Ağı (50GIRLS): Batı İskoçya’da bir grup genç öğrencinin bağımlılık yapan madde alışkanlıklarını nasıl kazandıklarını analiz amacı ile yapılan çalışmada [131] elde edilen arkadaşlık ağıdır. 50 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.18’de verilmektedir.



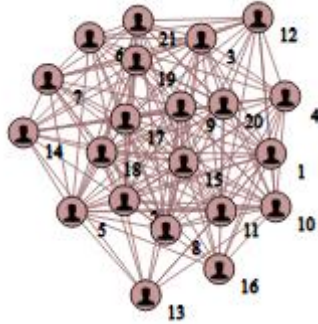
Şekil 3.18. 50GIRLS yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Padgett Floransa Aileleri Ağı (PADGETT): İtalya Floransa’da yer alan bir bölgede yaşayan ailelerde evlilik ve zenginlik ilişkilerini analizi amaçlı Wasserman ve Faust [69] tarafından oluşturulan veri setidir. 16 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.19’da verilmektedir.



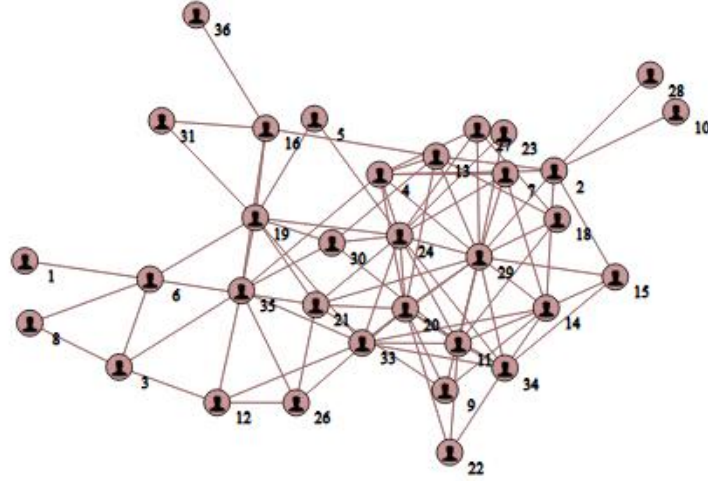
Şekil 3.19. PADGETT yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Krackhardt Yüksek Teknoloji Şirketi Yöneticileri (KRACKHARDT): Bir yüksek teknoloji şirketinin yöneticilerinin ilişkilerini analiz amacıyla Krackhardt tarafından [132] yapılan çalışmadan toparlanmış veri setidir. 21 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.20’de verilmektedir.



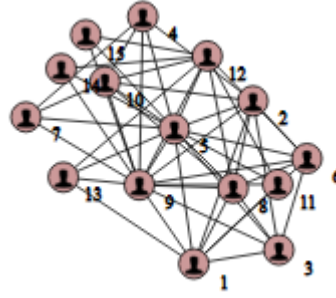
Şekil 3.20. KRACKHARDT yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Yüksek Teknoloji Şirketi Çalışanları (HITECH): Küçük ölçekli bir bilgisayar firmasının çalışanları arasındaki ilişkileri analiz amacıyla yapılan çalışmadan [133] elde edilerek toparlanmış veri setidir[128]. 36 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.21’de verilmektedir.



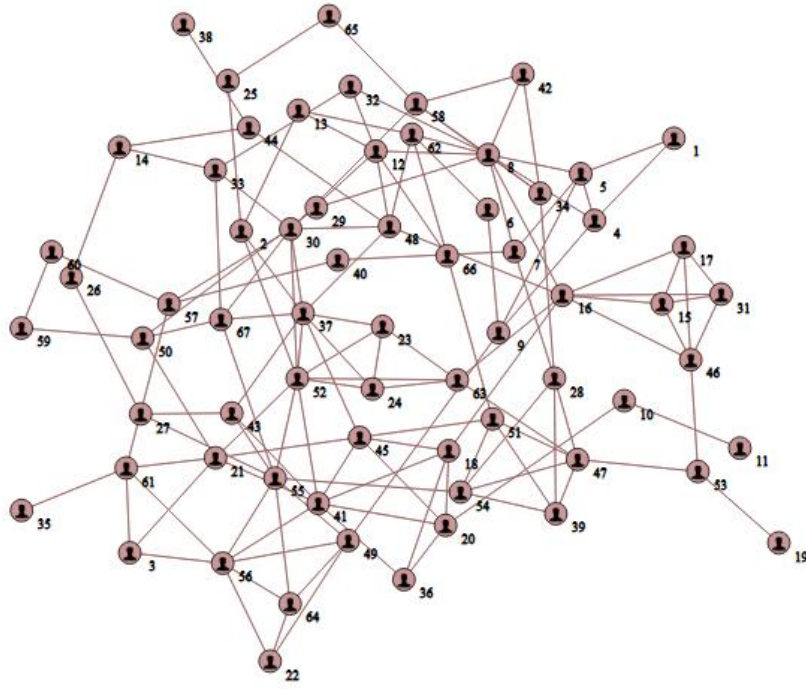
Şekil 3.21. HITECH yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Thurman Şirket Ağı (THURMAN): Thurman tarafından [134] deniz aşırı ofisleri olan büyük ölçekli bir şirketin çalışanları arasındaki ilişkileri analiz amaçlı elde edilmiş ağdır. 15 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.22’de verilmektedir.



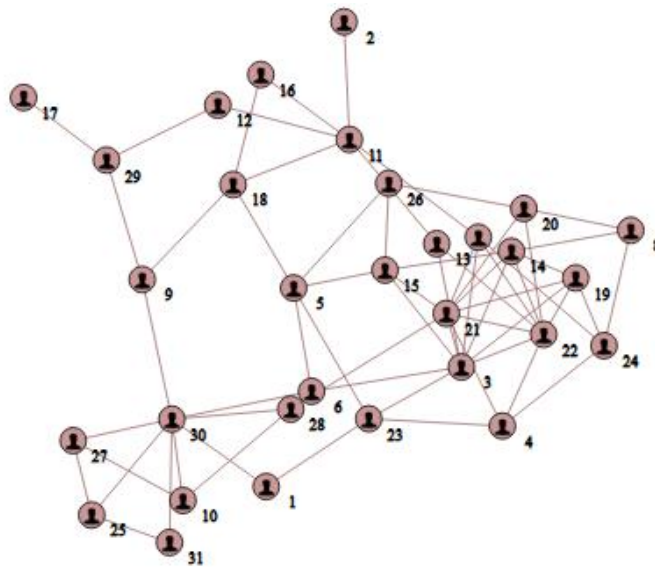
Şekil 3.22. THURMAN yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Gagnon ve Macrae Hapishane Mahkumları Ağı (GAGNON): John Gagnon ve Macrae tarafından yapılan çalışmalarda [23] hapishane mahkumları arasındaki arkadaşlık ilişkilerini analiz amacı ile oluşturulmuş ağdır. 67 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.23’te verilmektedir.



Şekil 3.23. GAGNON yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

Galesburg Doktorları Ağı (GALESBURG): Yeni bir ilacın yayılmasını araştırma amacı ile doktorlar arasındaki arkadaşlık ilişkilerini ele alan bir çalışmadan toparlanmış veri setidir. Farklı topluluklarda yer alan doktorlar tarafından bu ilacın ilk aboneleri üzerinden veriler toplanmıştır ve doktorlar kişisel arkadaşlıklarının olduğu üç doktor söylemeleri istenmiştir. Veri seti yalnızca arkadaşlık ilişkilerini içermektedir [128,135]. 31 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.24'te verilmektedir.

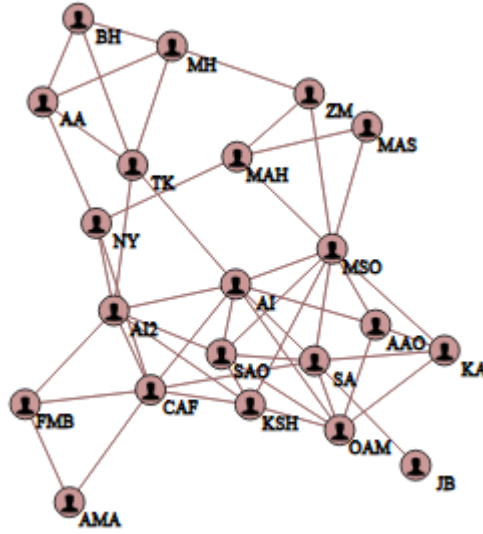


Şekil 3.24. GALESBURG yasal arkadaşlık ağı çizge gösterimi.

3.1.4. Test Amaçlı Kullanılan Veri Setleri

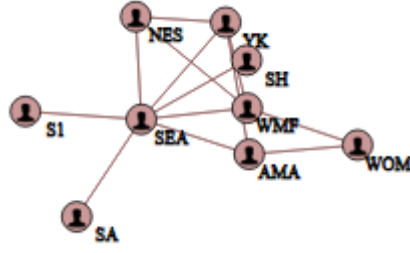
Modellerimizde herhangi bir önyargı oluşturmaması adına eğitim amaçlı kullandığımız veri setlerinde bulunmayan veri setleridir. Oluşturulan modellerin test edilmesi amacı ile literatürde yer alan kaynaklardan toplanmıştır. Test amaçlı gerçek suç örgütlerini içeren bu veri setlerine ek olarak sentetik çizge üreteçlerinden Barabassi, Erdős-Renyi, Watts-Strogatz ve SBM yöntemleri ile farklı parametrelerde üretilen çizgelerde kullanılmıştır.

Minneapolis Üye Toplama Ağı (MRN): Bu ağ Somali asıllı ve hepsi Amerikan vatandaşı veya yasal olarak ABD’de daimi ikamet eden kişilerden oluşmaktadır [136]. Bu ağın amaçları üyelerini radikalleştirmek, Al-Shabab (AS) terör örgütü ile cihad yapmak için Somali’ye seyahat etmeye teşvik etmek ve seyahat maliyetlerini azaltmak için fon toplamaktır. Ağ Leuprecht ve Hall çalışmasından [137] kenar listesine dönüştürülmüştür. 21 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.25’de verilmektedir.



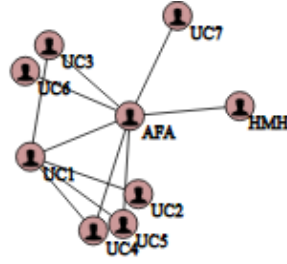
Şekil 3.25. MRN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.

Avustralya Üye Toplama Ağı (ARN): 2009 yılında Avustralya’nın Sidney yakınlarındaki Holsworthy Kışlası’na saldırmak için komplo kurmakla suçlanan, Al-Shabab (AS) emrinde cihad yapmak yerine kendi taarruzlarını planlayarak uygulamak isteyen bir gruptur. Leuprecht ve Hall çalışmasından [137] kenar listesine dönüştürülmüştür. 9 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.26’da verilmektedir.



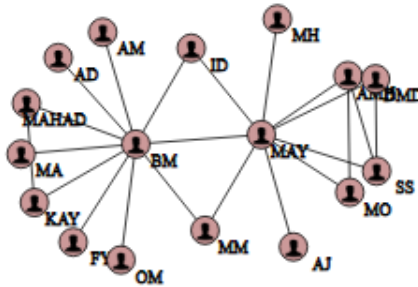
Şekil 3.26. ARN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.

Minneapolis Para Toplama Ağı (MFN): ABD'yi bırakıp Somali'ye gitmek istemeyen ve Al-Shabab (AS) hedeflerini ilerletmek amacıyla Somali'de kurulan bağlantılara fon sağlamaya ve fon aktarmaya odaklanmış gruptur. Ağ Somali ve ABD'de bulunan birbirleriyle bağlantılı kişilerden oluşmaktadır. Leuprecht ve Hall çalışmasından [137] kenar listesine dönüştürülmüştür. 9 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.27'de verilmektedir.



Şekil 3.27. MFN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.

St. Louis/San Diego Para Toplama Ağı (SDFN): MFN ağının çalışmasına benzeyen, Ocak 2008 ve Mart 2009 arasında aktif olan bu ağ, örgüt militanlarını taşıyacak araç satın alma da dahil olmak üzere, örgütün Somali'deki temas noktalarına para aktarmakla ilgilenmiştir [137]. Ağın liderlerinin öldürülmesinden sonraki yapısı kullanılmıştır. 17 kişiden oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 3.28'de verilmektedir.



Şekil 3.28. SDFN suç örgütü test ağı çizge gösterimi.

3.2. Yöntemler

Tez kapsamında SAA metrikleri, istatistiksel analizler ve veri madenciliği yöntemleri bir arada kullanılarak suç ağlarının yapısal anlamda tespitinin gerçekleştirilmesi ve tespit edilen ağ yapılarının etkisizleştirilmesi için düğüm kaldırma ve varis belirlemeye yönelik önerilen yaklaşımların ağların yeniden yapılandırılmalarına etkileri analiz edilmektedir. Tez kapsamında kullanılan SAA metriklerinin tamamı normalleştirilerek kullanılmaktadır. Suç ağlarının tespitinde üç farklı yöntem önerilmektedir. Bunlar;

- Çeyrekler açıklığı istatistiksel yönteminin bir uygulaması olan kutu grafiği analizinin rastgele orman ve karar ağaçları destekli SAA metrikleri önem değerleri ile kullanılarak herhangi bir ağın veri setlerinde yer alan suç örgütleri ağ gruplarına benzerlik oranlarının yüzdesel olarak tespiti,
- Veri setlerinde yer alan ağ gruplarının hesaplanan ağa yönelik SAA metrikleri ile oluşturulan karar ağacı modeli ile sınıflandırılması,
- Veri setlerinde yer alan ağların motif frekans analizleri ile tekrar eden örüntülerin bulunmasıdır.

Suç ağlarının tespiti için kullandığımız yöntemlerden *Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli* (MÖDKAM) ve karar ağacı modeli ağ içerisinde yer alan kişilerin varislerinin tespiti ve analizi aşamasında, ağın yeniden yapılandırılması sonrası oluşan ağların yapısını değerlendirmek için kullanılmaktadır.

Ağlarda yer alan varis düğümlerin (kişilerin) tespitine yönelik anahtar düğümlerin bulunmasında kullanılan metriklerden YİZEK adını verdiğimiz bir metrik üretilmiş olup, ağların yeni bağlantılar oluşturması da bu metrik ile ele alınmaktadır.

3.2.1. Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli (MÖDKAM)

Suç örgütlerinin tespiti için ağların SAA metrikleri sonuçlarına göre suç ağlarına benzeme oranlarının bulunmasını sağlamaktadır. Önerilen bu model ile herhangi bir ağın suç örgütleri ağlarına benzeme durumunu yüzdesel olarak ortaya koymak ve belirlenecek bir eşik değerinden daha yüksek benzerlik oranına sahip ağlar için suç örgütü ağı olma uyarısının verilmesi sağlanmaktadır. Bu model ayrıca ağların düğüm kaldırma ve yeni

bağlantı oluşturma durumlarına göre suç örgütleri ağlarına benzerlik durumlarının değişiminin analiz edilmesi içinde kullanılmaktadır.

Bu modelde SAA metrikleri ile oluşturulan karar ağacı modelinde ağaç üzerindeki ayırım noktalarında yer alamayan SAA metriklerinin tamamının kullanılması sağlanmaktadır. Her bir SAA metriği için rastgele orman ve karar ağacı modellerinde üretilen değişken önem değerleri (variable importance) katsayı olarak kullanılmaktadır.

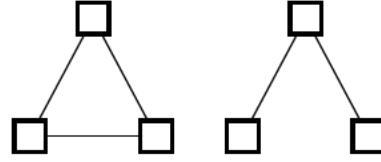
3.2.2. Karar Ağacı Öğrenme Modeli

Suç örgütlerinin tespitinde kullandığımız bir diğer model karar ağacı modelidir. Her bir veri seti üzerinde SAA metriklerinden ağa yönelik metrikler hesaplanmıştır. Hesaplanan metrik değerleri normalleştirilerek elde edilen sonuçlar üzerinden terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarının sınıflandırmasını sağlayan karar ağacı oluşturulmuştur. Karar ağacında en iyi ayırım için bilgi kazancı parametresi, veri setlerimizin sayısının az olmasından dolayı, minimum ayırım ve sonuç kümesi sayısı bir, maksimum derinlik parametresi de beş olarak belirlenmiştir. Bu parametrelerle karar ağacı oluşturulduktan sonra modelin test verisi ile sınıflandırma sonuçları değerlendirilmiştir.

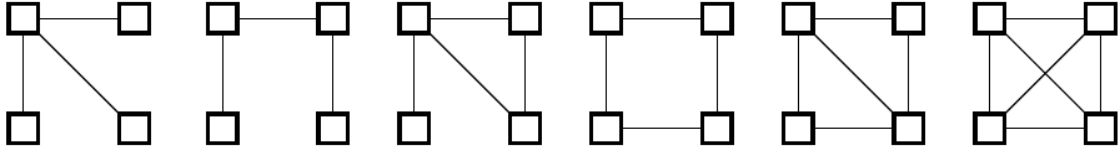
Karar ağacı modelini oluşturmada R dili için sınıflandırma ve regresyon ağaçlarının uygulamasını içeren Rpart [138] kütüphanesi kullanılmıştır.

3.2.3. Ağ Motifleri Frekans Analizi

Motifler, karmaşık ağların yapısal tasarım ilkelerini ortaya çıkarmak için [27], 3 veya 4 düğüm içeren küçük alt ağlardır. Normal olarak, motifler yönlü çizgelerle birlikte kullanılır. Yönlü çizgelerde 13 farklı 3 düğüm içeren bağlı motif ve 199 farklı 4 düğüm içeren bağlı motif bulunmaktadır. Yönsüz çizgelerde, farklı yönlü motifler yönsüz bir motife indirgenmektedir. Dolayısıyla, sırasıyla Şekil 3.29 ve Şekil 3.30'da gösterildiği gibi sadece 3 düğüm içeren 2 farklı motif ile 4 düğüm içeren 6 farklı yönsüz motifler bulunmaktadır.



Şekil 3.29. Üçlü yönsüz bağlı motifler.



Şekil 3.30. Dörtlü yönsüz bağlı motifler.

Bu motiflerden birbirine yakın oranlarda barındıran ağların yapısal olarak birbirine benzediği söylenebilmektedir. Suç örgütlerinin ve yasal arkadaşlık gruplarını içeren veri setlerimizin yapısal olarak analizinde ve bu ağ yapılarının tespitinde dörtlü düğümleri içeren motiflerin sayıları hesaplanmaktadır. Her bir motif tipi için bulunan frekans toplam motif sayısına bölünerek normalize edilmiştir. Ağları sınıflandırabilmek ve ağların barındırdığı birbirinden farklı örüntüleri bulabilmek için terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarından oluşan üç farklı veri seti grubunun ortalama motif sayıları bulunarak çizgi grafiği üzerinde gösterimi sağlanmıştır. Dörtlü motifler içerisindeki her bir motif tipi için terör ve kokain ağları motif frekanslarının standart sapma değerleri ortalama değerlere eklenerek maksimum değerleri, ortalama değerlerden çıkarılarak minimum değerleri içeren aralık elde edilmiştir. Test ağları için ilgili motif tipinde minimum ve maksimum değerlerin aralığında yer alıp almamasına göre değerlendirilmiştir.

3.2.4. Varis Düğümlerin Tespitinde SAA Metriklerinden Üretilen YİZEK Metriğinin Hesaplanması

Önceki bölümlerde bahsedilen yöntemler suç ağlarının tespitine yönelik olarak ağların karakteristik özelliklerini ortaya çıkarmada ağa yönelik SAA metriklerinin kullanımını içermektedir. Bu bölümde anahtar düğümlerin ve onların varis düğümlerinin belirlenmesi için kullanılan SAA metrikleri ve bunlardan oluşturulan YİZEK metriğinin oluşturulması yöntemi verilmektedir.

Sosyal ağ analiz metriklerinden düğümlerin ağ içerisindeki pozisyonunu belirlemek için kullanılan metriklerden en yaygın kullanılan metrikler; derece, öz vektör, PageRank, CoreRank, arasındalık ve yakınlık metrikleri olup bu metriklerden her biri düğümün farklı bir özelliğini açığa çıkarmaktadır.

Ağ içerisinde yer alan düğümlerin her biri için bu metrik değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan değerler $[0,1]$ aralığında olmasına karşın bazı metriklerde çok düşük aralıklarda sonuçlar alınmaktadır. Her bir metriğin eşit derecede katkı verebilmesi için bu metriklerden elde edilen sonuçlar minimum maksimum normalizasyonu ile $[0,1]$ aralığında normalize edilmiştir. Böylece düğümlerin ağ içerisindeki önem sıralamalarının bu metrikler cinsinden kıyaslanabilmesi de sağlanmıştır. Her bir düğüm için bulunan SAA metrik değerlerinin ortalaması alınarak YİZEK olarak adlandırdığımız bir metrik oluşturulmuştur.

Varis düğümlerin tespitine yönelik geliştirdiğimiz model gözetimsiz bir temele dayanmaktadır. Çünkü incelediğimiz ağlar düğüm ve bağlantıları dışında herhangi bir nitelik verisi barındırmamaktadır. Ağlar içerisinde liderlik, rütbe, eğilimler, tehlikelilik gibi düğümlere yönelik bir takım ön tanımlı veriler mevcut olsaydı, varis belirlemede bu niteliklerin kullanılması mümkün olabilirdi. Öyle ki YİZEK metriği ile belirlenecek varislere bu nitelikler açısından çeşitli kısıtlar konulabilir. Bir örnek verecek olursak lider olarak tanımlı kişilerin varislerinin YİZEK metrik değerlerinin yanında ön tanımlı rütbe değerlerinin de belli bir eşik değerinin üstünde olması koşulu koyulabilir. Böylece ağda yalnızca bağlantı bilgisi ile tespit edilen varislerin farklı öntanımlı nitelik değerlerine göre filtrelenmesiyle en uygun varislerin bulunması sağlanabilir. Bu açıdan YİZEK metriğinin etiketli veri setleri üzerinde de kullanılması mümkündür.

4. SUÇ ÖRGÜTLERİNİN TESPİTİ VE ANALİZİ

Suç örgütlerinin tespit edilmesi güvenlik güçleri açısından çok önemlidir. İnternet üzerinde yer alan farklı sosyal ağ platformlarından, kişiler arası telefon görüşme kayıtlarından, aynı toplantı ve yerlerde bulunan kişilerden elde edilen suç örgütleri ağ yapılarının yapısal olarak benzerliklerinin veya farklılıklarının açığa çıkarılması ile suç örgütleri ağ yapılarının tanımlanması, tespiti ve suç örgütlerini harekete geçmeden önce izlemek, etkisizleştirmek veya sonlandırmak mümkün olabilmektedir. Bu bölümde bilinmeyen bir ağı terör, kokain veya yasal arkadaşlık ağı olarak sınıflandırmak için üç farklı yöntemin etkinliği değerlendirilmiştir. Ağ türlerini sınıflandırabilmek için; literatürde yaygın kullanılan SAA metrik değerlerini kutu grafiği analizi ile değerlendirme, karar ağacı öğrenmesi ile modelleme ve ağ motiflerinin frekans analizinin gerçekleştirilmesi olmak üzere üç farklı yöntem önerilmektedir. Gerçekleştirdiğimiz deneysel sonuçlar, bu üç yöntemin her üç ağ türünü birbirinden ayırt etmede önemli iyileştirmeler sağlayabileceğini göstermiştir. Ayrıca önerdiğimiz bu yöntemlerin, güvenlik güçlerinin farklı alanlarda (kokain ticareti, terörizm) faaliyet gösteren suç örgütlerine karşı mücadelelerinde destekleyici unsur olarak kullanılabilir kadar uygun olduğu gösterilmiştir. Bu bölümün alt maddelerinde sırasıyla ağların yapısal özelliklerini çıkarmak için kullandığımız SAA metrikleri, suç ağlarının yapısal analizleri ve değerlendirilmesi, ağları sınıflandırmada kullandığımız karar ağacı modeli, metrik önem değerleri destekli kutu grafiği analiz modeli, motif analizi ve test verileri ile model sonuçlarının değerlendirilmesi yer almaktadır.

4.1. Kullanılan SAA Metrikleri

Sosyal ağ analizinde en temel ve yaygın olarak kullanılan düğüm özelliklerini ortaya koymaya yönelik metriklerden bazıları derece, öz vektör, arasındalık, yakınlık metrikleri olup, ağın genel özelliklerini ortaya koymaya yönelik bazı metrikler ise yoğunluk, merkezilik, geçişlilik, ortalama uzaklık ve çap metrikleridir. Bu bölümde genel ağ metriklerinin yanı sıra düğüme yönelik metrikler de ağların genel yapısının ortaya çıkarılması adına kullanılmaktadır. Düğüme yönelik metrikler ortalama, maksimum ya da minimum değerler hesaplanarak ağa yönelik metrikler olarak da kullanılabilir. Örneğin düğüme yönelik bir metrik olan derece metriğinin maksimum ve ortalama değerleri alınarak ağa yönelik bir metrik olarak kullanılmaktadır. Buna benzer şekilde düğüme yönelik metriklerden arasındalık, yakınlık ve öz vektör metrikleri de maksimum

ve ortalama deęerleri alınarak aęa ynelik metrik olarak kullanılmaktadır. izelge 4.1’de su örgtlerinin oluřturduęu aęların karakteristik zelliklerini ıkarabilmek iin kullanılan SAA metrikleri yer almaktadır.

izelge 4.1. Su örgtlerinin tespiti ve analizinde kullanılan SAA metrikleri.

Yoęunluk	Maksimum Derece
Geiřlilik	Ortalama Derece
ap	Maksimum Yakınlık
Ortalama En Kısa Yol	Ortalama Yakınlık
z Vektr Merkezilięi	Maksimum Arasındalık
Yakınlık Merkezilięi	Ortalama Arasındalık
Derece Merkezilięi	Maksimum z Vektr
Arasındalık Merkezilięi	Ortalama z Vektr

4.2. Su Aęlarının Yapısal Analizleri ve Deęerlendirilmesi

Su örgtlerinin oluřturduęu aęların analizi iin tm aęların aęa ynelik SAA metrikleri hesaplanmıřtır. Btn deęerler normalleřtirilmiř deęerler olup, izelge 4.2’de kokain aęları iin, izelge 4.3’te terr aęları iin hesaplanan SAA metrik deęerleri verilmektedir.

izelge 4.2. Kokain aęları SAA metrik deęerleri.

Metrikler	Kokain Aęları				
	MAMBO	JUANES	JAKE	ACERO	NATARAJAN
Yoęunluk	0.125	0.073	0.071	0.123	0.106
Geiřlilik	0.297	0.274	0.140	0.188	0.124
ap	0.133	0.140	0.108	0.208	0.148
Ortalama En Kısa Yol	0.224	0.187	0.203	0.267	0.207
Ortalama Derece	0.121	0.072	0.069	0.118	0.102
Maksimum Derece	0.484	0.314	0.316	0.520	0.857
Derece Merkezilięi	0.401	0.257	0.267	0.455	0.843
Ortalama Arasındalık	0.051	0.047	0.047	0.061	0.041
Maksimum Arasındalık	0.571	0.495	0.501	0.563	0.887
Arasındalık Merkezilięi	0.538	0.457	0.466	0.523	0.878
Ortalama Yakınlık	0.418	0.313	0.379	0.430	0.496
Maksimum Yakınlık	0.667	0.463	0.597	0.667	0.900
Yakınlık Merkezilięi	0.522	0.309	0.453	0.504	0.854
Ortalama z Vektr	0.303	0.201	0.263	0.316	0.247
Maksimum z Vektr	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
z Vektr Merkezilięi	0.746	0.831	0.778	0.744	0.811

Çizelge 4.3. Terör ağları SAA metrik değerleri.

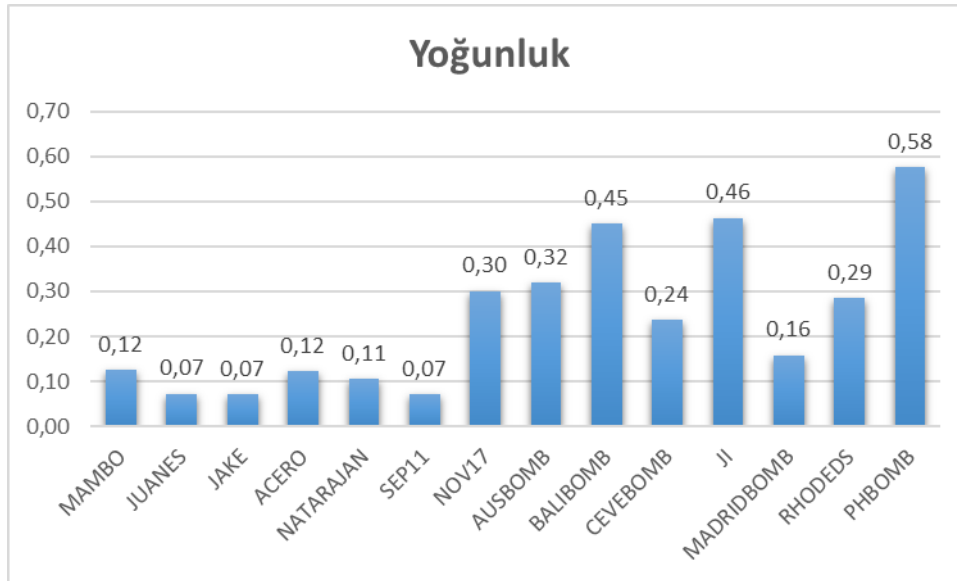
Terör Ağları Metrikler	SEP11	NOV17	AUSBOMB	BALIBOMB	CEVEBOMB	JI	MADRIBOMB	RHODEDS	PHBOMB
Yoğunluk	0.072	0.301	0.319	0.450	0.236	0.463	0.158	0.286	0.575
Geçişlilik	0.376	0.502	0.565	0.716	0.546	0.788	0.444	0.529	0.737
Çap	0.117	0.118	0.154	0.115	0.091	0.188	0.094	0.190	0.200
Ortalama En Kısa Yol	0.172	0.253	0.192	0.162	0.132	0.249	0.129	0.247	0.239
Ortalama Derece	0.070	0.284	0.307	0.433	0.231	0.436	0.155	0.273	0.539
Maksimum Derece	0.246	0.944	0.741	0.926	0.622	0.882	0.463	0.636	0.875
Derece Merkeziliği	0.184	0.787	0.486	0.552	0.419	0.538	0.326	0.419	0.410
Ortalama Arasındalık	0.044	0.044	0.034	0.023	0.025	0.039	0.027	0.049	0.032
Maksimum Arasındalık	0.508	0.655	0.276	0.274	0.185	0.510	0.183	0.348	0.168
Arasındalık Merkeziliği	0.472	0.648	0.251	0.261	0.164	0.500	0.159	0.313	0.146
Ortalama Yakınlık	0.285	0.603	0.552	0.653	0.498	0.645	0.431	0.522	0.715
Maksimum Yakınlık	0.444	1.000	0.813	0.963	0.733	0.941	0.624	0.656	0.938
Yakınlık Merkeziliği	0.328	0.867	0.552	0.657	0.486	0.650	0.396	0.288	0.492
Ortalama Öz Vektör	0.174	0.455	0.468	0.569	0.385	0.611	0.348	0.469	0.685
Maksimum Öz Vektör	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Öz Vektör Merkeziliği	0.854	0.614	0.574	0.465	0.643	0.441	0.677	0.584	0.360

4.2.1. Yoğunluk Metriği

Suç ağlarının analizinde incelediğimiz ilk metrik ağın yoğunluğunu gösteren metriktir. Yoğunluk metriği ağdaki mevcut bağlantı sayısının olması muhtemel tüm bağlantı sayısına oranı olarak hesaplanmaktadır. Ağları yoğunluk metriği değerlerine göre ele alacak olursak, düşük değere sahip ağların kolayca parçalanabileceği ve ağda yer alan düğümler arası iletişimin daha kolay zarar görebileceğini söylemek mümkündür. Yüksek yoğunluk değerine sahip ağlar için parçalanmaya karşı daha dirençli olduklarını ve düğümler arası iletişimin düğüm ya da bağlantı kaldırılması durumlarında farklı yollardan sürdürülebileceğini söyleyebiliriz. Diğer taraftan düşük yoğunluk değerleri terör örgütleri için farklı avantajlar sağlamaktadır. Düşük yoğunluk değerlerine sahip ağlar için güvenlik güçlerince üyelerden bazılarının yakalanması durumlarında ağın diğer üyelerini açığa çıkarmak oldukça zor olmaktadır. Bu nedenle düşük yoğunluk değerlerinin bu tür ağlara daha yüksek gizlilik sağladığını söylemek mümkün olmaktadır. Düşük yoğunluk değerlerinin gözlemlendiği ağlar çoğunlukla hücre yapısında olan ve üyelerinin lider

pozisyonundaki kişilere doğrudan bağlantısının olmadığı ağlardır. Hücresel yapıdaki terörist grubunda yer alan bir hücrenin üyelerinden herhangi birinin yakalanması ya da açığa çıkmasıyla diğer hücrelerin gerçekleştireceği eylem ya da saldırıların bu durumdan en az seviyede etkilenebileceğini söylemek mümkündür.

Terör ve kokain suç örgütlerine yönelik hesaplanan yoğunluk metrik değerleri Şekil 4.1’de verilmektedir. Şekil 4.1’de yatay ekseninde yer alan ilk beş ağ kokain ağı olup geri kalanlar terör ağlarıdır. Şekil 4.1’de ve Çizelge 4.2’de yer alan sonuçlara göre kokain suç örgütlerinden olan JAKE ve JUANES ağlarının 0.073 ve 0.071 değerlerini alarak en düşük değerlere sahip oldukları görülebilmektedir. Düşük yoğunluk değerlerinin ağına açığa çıkmasının önlenmesi adına üyelerin arasında en az sayıda bağlantı kurduklarının göstergesi olmaktadır. JUANES kokain ağının düşük yoğunluk değerine sahip olmasının nedenlerinden birisi bu ağın bazı üyelerinin kara para aklama örgütleri ile yakın işbirliği içinde çalışmakta olmalarıdır. Bu tip kara para aklama örgütleri para akışını gizlemek için üyeleri arasındaki bilgi paylaşımını en az seviyede tutma prensibini gütmektedirler.



Şekil 4.1. Suç örgütlerinin yoğunluk metriği değerleri çubuk grafiği.

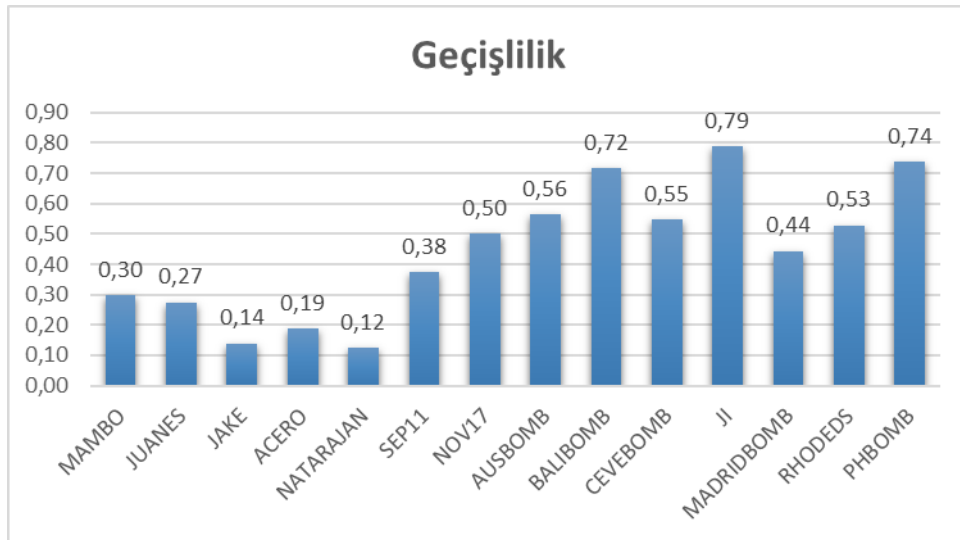
11 Eylül 2001 saldırılarını düzenleyen El-Kaide bağlantılı SEP11 ağı 0.072 ile en düşük ikinci yoğunluk değerine sahip ağıdır. Bu ağ diğer El-Kaide ile bağlantılı olan ağlara göre en düşük yoğunluk değerine sahiptir. Ağın yapısı üyelerin herhangi birinin yakalanması

ya da açığa çıkması durumu gözetilerek ağın geri kalanını gizleyebilme adına ustaca tasarlanmıştır.

Sonuç olarak bu veri setlerimize göre kokain ağlarının genellikle düşük yoğunluk değerleri, terör ağlarının ise göreceli olarak daha yüksek yoğunluk değerleri gösterdiği söylenebilmektedir. Bu nedenle yoğunluk metriği suç örgütlerinin karakteristik yapılarının açığa çıkarılması adına önemli bir metrik olmaktadır.

4.2.2. Geçişlilik Metriği

Bir diğer ağa yönelik metriğimiz ağın geçişlilik metriğidir. Bu metrik bazı çalışmalarda global kümelenme katsayısı olarak da adlandırılmaktadır. Ağ için geçişlilik metriği ağın klık yapısı göstermesini temsil etmektedir. Yani ağ içerisinde komşuların birbirlerini tanıma durumunun bir göstergesi olmaktadır. Rastgele üretilen ağlar düşük geçişlilik değerleri gösterebilirken gerçek sosyal ağlar daha yüksek geçişlilik değerleri göstermektedirler. Ağ için geçişlilik değerinin artması durumu ağdaki iletişimin daha sıkı ancak gizliliğin ise daha az olduğunu temsil etmektedir. Şekil 4.2’de suç örgütlerinin geçişlilik metriği değerleri çubuk grafik olarak verilmektedir. Suç örgütlerinin geçişlilik değerleri arasındaki farklılıklar açıkça görülebilmektedir. Kokain ağlarının düşük geçişlilik değerlerine sahip olması ağda yer alan farklı düğümler arasında iletişimin zayıf olduğunu göstergesi olmaktadır. Terör ağlarında ise kokain ağlarına göre daha yüksek geçişlilik değerleri üyeler arası iletişimin daha iyi olduğu ve hücre temelli ağ yapıları sergilediklerinin göstergesi olmaktadır.



Şekil 4.2. Suç örgütlerinin geçişlilik metriği değerleri çubuk grafiği.

4.2.3. Çap ve Ortalama En Kısa Yol Metrikleri

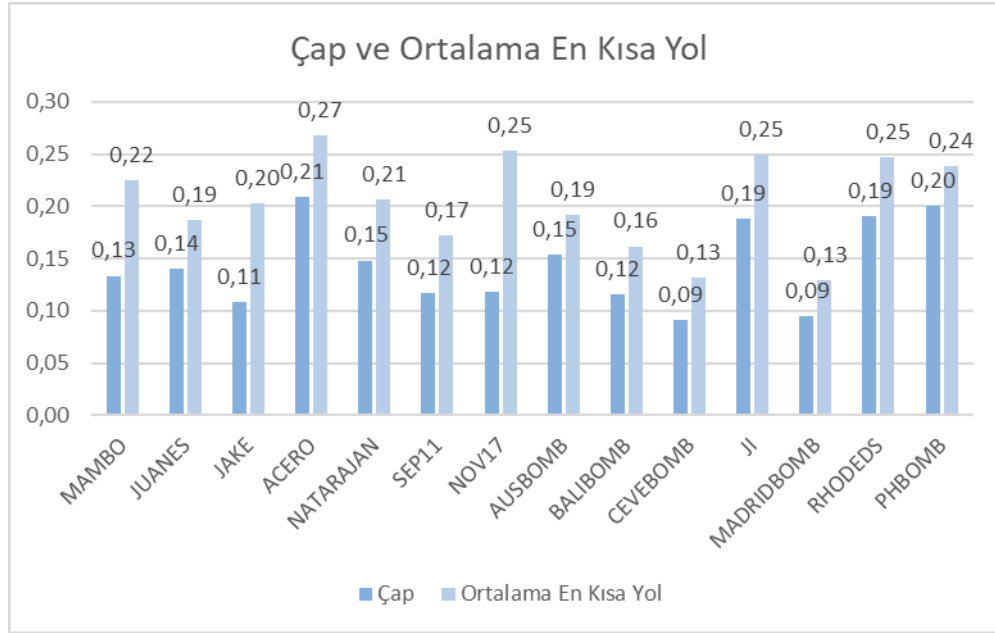
Ağın çap ve ortalama en kısa yol metrikleri ağdaki bilginin yayılma hızına yönelik bilgiler vermektedir. Bu değerlerin düşük olması bilginin hızlı yayılmasını gerektiren durumlarda (acil durum, istihbari bilginin ilgili birimlere yayılması vb.) olumlu bir gösterge iken, bulaşıcı hastalıkların salgın şeklinde yayılması adına olumsuz bir gösterge olarak karşımıza çıkmaktadır. Suç örgütlerinde bu değerlerin artmasını sağlayacak anahtar roldeki üyelerin ağdan kaldırılmasının bilgi yayılımını yavaşlatma adına olumlu sonuçlar vereceğini söylemek mümkündür.

Çap metriği ağ içerisinde yer alan en kısa yollardan en büyük olanı göstermektedir. Maksimum dış merkezilik değeri olarak da bilinmektedir. Düşük çap değerine sahip ağlarda üyelerin birbirine hızlı erişebileceklerini söylemek mümkündür. Diğer taraftan yüksek çap değerine sahip ağlar için ağın bazı kısımlarının diğerlerinden izole olduğunu söylemek mümkün olmaktadır. Çap değeri, az sayıda düğüm içeren ağlarda, ağda yer alan düğüm sayısına sıkı bir şekilde bağlıdır. Ağın en uç noktasına bir düğüm eklemek ağın çap değerini bir attırmak anlamına gelmektedir. Bu açıdan çap değerleri n düğümlü ağın alabileceği maksimum çap değeri olan $(n-1)$ değeri ile normalleştirilmektedir.

Ortalama en kısa yol metriği ağ içerisinde yer alan herhangi iki düğüm arasındaki en kısa yolların ortalama değeridir. Çap değerinden farklı olarak ağdaki değişikliklerden daha az etkilenmektedir. Ancak n düğümlü bir ağ için olası maksimum ortalama en kısa yol değeri $(n+1)/3$ olduğundan ağdaki düğüm sayısına doğrusal olarak bağlı olduğunu söyleyebiliriz. Bu yüzden ağlar için ortalama en kısa yol değerleri $(n+1)/3$ değeri ile normalleştirilmiştir. Yönsüz ağlarda zincir yapısındaki ağların ortalama en kısa yol değeri en yüksektir. 4 düğümden oluşan zincir yapısındaki bir yönsüz ağ için; en kısa yolların her bir düğüm için sırasıyla 6 (1+2+3), 4 (1+1+2), 4 (1+1+2) ve 6 (1+2+3) olduğu ve toplamda 12 yol olduğu göz önünde bulundurulursa, en kısa yol ortalamasının $5/3$ olduğu hesaplanabilir. Bu da bizim normalizasyon formülünde kullandığımız $(n+1)/3$ değerine karşılık gelmektedir.

Ortalama en kısa yol değerinin yüksek olması ağ içerisindeki iletişimin zayıf olduğunun bir göstergesi olup, suç örgütlerinde üyelerin diğer üyelerin yapacakları eylemlerden daha az bilgi sahibi olacağını ve birbirinden bağımsız gerçekleştirilecek eylemlerin birbirlerinden en az şekilde etkilenmesini sağlayabileceğini de söylemek mümkündür.

Şekil 4.3'te yer alan sonuçlara göre “CEVEBOMB” ve “MADRIDBOMB” terör ağlarının 0.09 çap ve 0.13 ortalama en kısa yol değerleri ile en düşük değerlere sahip oldukları görülmektedir. Bu terör gruplarının eş zamanlı ve koordineli bombalama eylemleri gerçekleştirdikleri bilinmekte olup, bu ağların birer üyelerinin eylemlerden önce yakalanması durumunda diğer örgüt üyelerine erişimin hızlı olacağı ve eylemlerin birçoğunun önlenebileceğini söylemek mümkün olabilecektir.



Şekil 4.3. Suç örgütlerinin çap ve ortalama en kısa yol metrik değerleri çubuk grafiği.

4.2.4. Derece Metrikleri

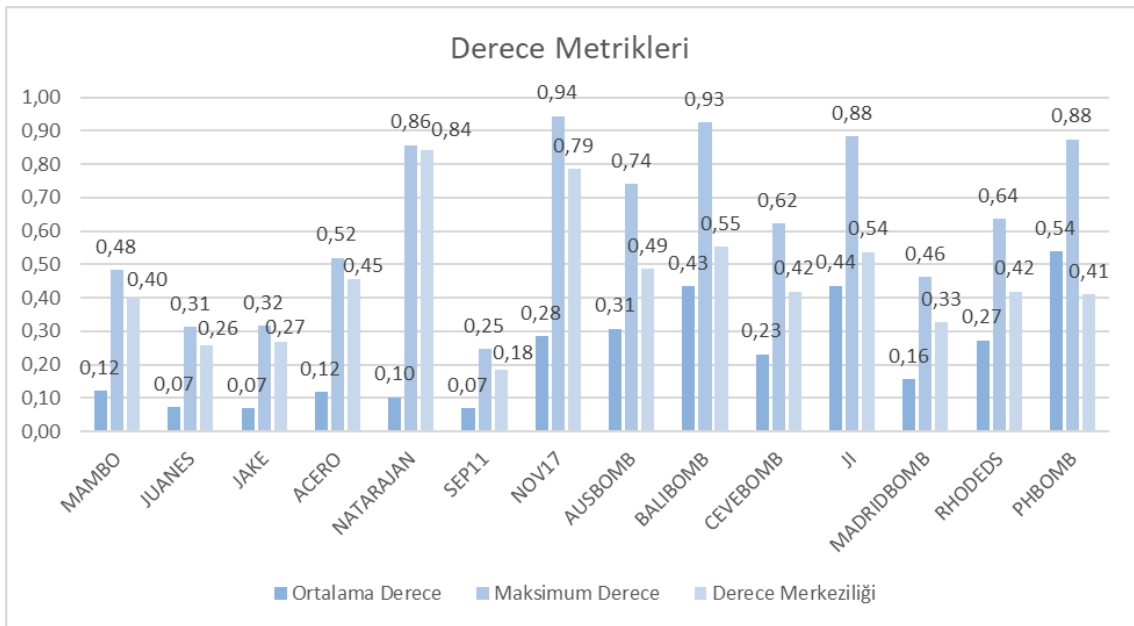
Derece metriği düğümlerin ağ içerisindeki önemini ölçmeye yönelik bir metrik olup ortalama derece, maksimum derece ve derece merkeziliği metrikleri ile ağa yönelik bilgi çıkarımı adına da kullanılabilir.

Derece metriği düğümün ağ içerisinde kurduğu toplam bağlantı sayısını göstermektedir. Ağ içerisinde ne kadar çok düğüme bağlı ise düğümün derece değeri o kadar yüksektir. Tüm düğümlerin derece metriği değerlerinin ortalaması alınarak ortalama derece olarak adlandırdığımız metrik ile ağa yönelik bilgi çıkarımı sağlanabilmektedir. Ortalama derece metriği açısından ağları birbirleriyle kıyaslayabilmek için ağdaki düğüm sayısına bağlı olarak normalleştirme işlemi yapılmaktadır. Ortalama en kısa yol kadar daha doğru sonuçlar vermese de bir ağın ortalama derece metriğinin artması düğümlerin daha sıkı bağlantı kurduklarının ve farklı iletişim kanallarının daha fazla olduğunun göstergesi olabilmektedir. Düşük ortalama derece değerlerine sahip ağlar için ise ağların gizliliğinin daha yüksek olabileceğini ancak ağdan birkaç düğüm çıkartma işlemi ile ağı parçalara ayırmanın daha kolay olabileceğini söylemek mümkündür. Ortalama derece değerleri açısından kokain ağlarının terör ağlarına göre daha düşük değerler aldığı Şekil 4.4'te görülebilmektedir.

Ağ içerisinde en büyük derece değerine sahip düğüm bilgisi de ağdaki yüksek önemdeki kişilerin ağ içerisindeki etki gücünü ölçmesi açısından önemlidir. Maksimum derece metriği ile ağdaki en yüksek derece değerli kişilerin belirlenmesi ve ilgili ağın diğer ağlardaki en yüksek derece değerli kişilerle kıyaslanması gerçekleştirilebilmektedir. Ağdaki düğüm sayısının artışı ile doğrusal olarak artma eğilimi göstereceğinden bu metrikte ağdaki düğüm sayısı ile normalleştirilmiştir. Yüksek maksimum derecesine sahip olmak ağın diğer üyelerinden büyük bir bölümüne bağlı olan en az bir kişinin olduğunun göstergesi olmaktadır. Bu yüzden ağın daha merkezi bir yapı gösterebileceği söylenebilmektedir. Düşük maksimum derecesi için ise üyelerin zincir topolojisine benzer şekilde birbirlerine daha gevşek bağlarla bağlandığını söylemek mümkün olabilmektedir. Maksimum derece metriği açısından kokain ağları ve terör ağları arasında önemli bir ayrım olduğu Şekil 4.4'te görülebilmektedir. Şekil 4.4'te ortada yer alan çubuk maksimum derece metriği sonuçlarını göstermektedir. Bu metrik açısından terör ağlarının

etki gücü yüksek kişiler etrafında şekillenmekte olduğu, kokain ağlarının ise daha düz yapılar sergiledikleri söylenebilmektedir.

Merkezilik metrikleri ağın yapısal olarak ne kadar merkezi veya dağınık yapıya sahip olduğunu belirten metriktir. Derece merkeziliği metriği de ağdaki düğümlerin derece değerleri üzerinden ağın merkezilik değerinin hesaplanmasıdır. En yüksek merkezilik değerine sahip olan ağ topolojisi merkezde bir düğüm ve diğer düğümlerin ona bağlantı kurduğu yıldız ağ topolojisidir. Ağın merkezi olması durumunda merkez konumdaki düğümün ortadan kaldırılması ile ağın parçalanmasının kolay olacağı anlamını taşımaktadır. Terör ağları merkezilik metriği açısından değerlendirildiklerinde düşük merkezilik değerlerine sahip olacak şekilde yapılandıklarını söylemek mümkündür. Çünkü yüksek merkezilik değerine sahip ağlarda merkezde yer alan düğümlerin ortadan kalkmasıyla (yakalanması veya etkisiz hale getirilmesiyle) farklı alt ağlara bölünebilme ve ağın etki gücünü kaybedebilme olasılıklarının artacağını söylemek mümkündür. Diğer taraftan düşük merkezilik değeri ağların, ağdan düğüm çıkartılmasına karşı daha dirençli olacaklarının ve düğümler arası iletişimlerin kolay bir şekilde zarar görmeyeceğinin göstergesi olmaktadır. Veri setlerimizde yer alan kokain ve terör ağlarının bu metrik açısından çok fazla farklı değerler sergilemediği Şekil 4.4'te görülebilmektedir.



Şekil 4.4. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama derece, maksimum derece ve derece merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.

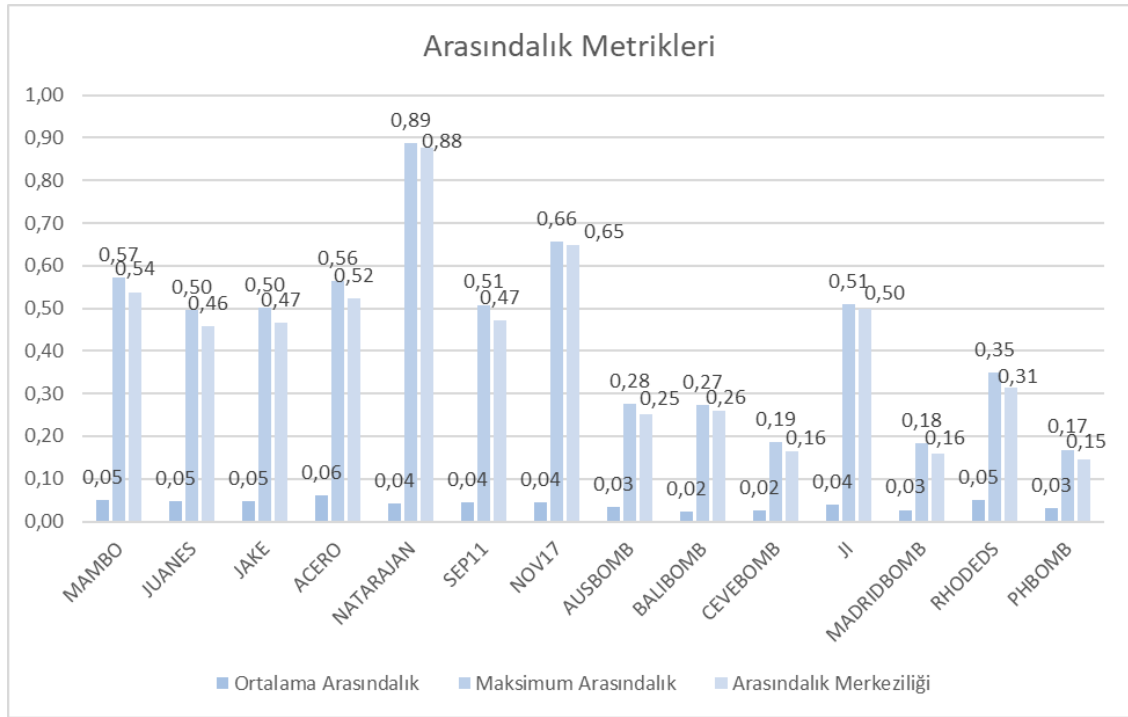
4.2.5. Arasındalık Metrikleri

Arasındalık metriği ağ içerisinde yer alan farklı gruplar arasında köprü durumunda ve bilgi akışının merkezinde yer alan düğümü ortaya çıkaran metriktir. Düğümün ağ içerisinde yer alan en kısa yolların kaçında bulunduğunu göstermektedir. Düşük değer, düğümün ağdaki bilgi akışından uzakta olduğunu, yüksek değer düğümün gruplar arası bilgi akışında önemli bir yerde olduğunu gösterir. Arasındalık değeri yüksek olan düğümler arasındaki bağlantı koparılırsa, ağ iki alt ağa bölünebilir. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağları parçalama noktasında arasındalık değeri yüksek olan düğümlerin tespit edilmesi önem arz etmektedir.

Arasındalık metriğide derece metriğine benzer şekilde ortalama, maksimum ve merkezilik değerleri üretilerek analiz edilmektedir. Ağın ortalama arasındalık değeri her bir düğüm için hesaplanan arasındalık değerinin toplanarak toplam düğüm sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir. Her bir düğüm için hesaplanan arasındalık değeri n düğümlü ağ için $(n-1)(n-2)/2$ değeri ile normalleştirilmekte olduğundan ortalama arasındalık değeri normalleştirilmiş olarak elde edilmektedir. Ortalama arasındalık değerinin suç örgütleri bağlamında kokain ve terör ağları için farklı sonuçlar üretmediği Şekil 4.5'te de görülebilmektedir. Ortalama arasındalık değerlerinin çok düşük değerler üretmesi nedeniyle kokain ve terör ağları arasında genel olarak bulunan çok küçük farklılıklar çubuk grafiğinde yeterince dikkat çekici olmamaktadır.

Maksimum arasındalık değeri ağ içerisinde bilgi akış yollarında en fazla bulunan düğümü göstermektedir. Şekil 4.5'te kokain ağları içerisinde "NATARAJAN" ağının 0.89 değeri ile en yüksek değere sahip olduğu, terör ağları içerisinde de en yüksek değere sahip olan ağın 0.66 değeri ile "NOV17" terör ağı olduğu görülebilmektedir. En yüksek değere sahip düğümün (suç örgütü üyesinin) kaldırılmasının ağı parçalara ayıracağını ya da ağdaki bilgi akışında kesintiler yaratacağını söylemek mümkün olabilmektedir. Kokain ve terör ağlarının genel değerlendirmesine baktığımızda kokain ağlarının terör ağlarına göre belirgin bir şekilde daha yüksek maksimum arasındalık değerlerine sahip oldukları görülebilmektedir.

Arasındalık merkeziliği metriği ağın arasındalık metriği değerleri açısından yapısal olarak ne kadar merkezi veya dağınık yapıya sahip olduğunu belirten metriktir. Maksimum arasındalık değerinden diğer tüm arasındalık değerlerinin çıkarılması sonucu oluşan farkların toplanması ile bulunmaktadır. Çalışmamızda bulunan değerler n düğüme sahip ağ için en yüksek arasındalık değeri olan (n-1) ile normalleştirilmektedir. Arasındalık merkeziliği metriğinin maksimum arasındalık metriği ile benzer sonuçlar ürettiği Şekil 4.5'te görülebilmektedir. Bu açıdan maksimum arasındalık değeri ile aynı değerlendirmeleri yapmak mümkündür.



Şekil 4.5. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama arasındalık, maksimum arasındalık ve arasındalık merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.

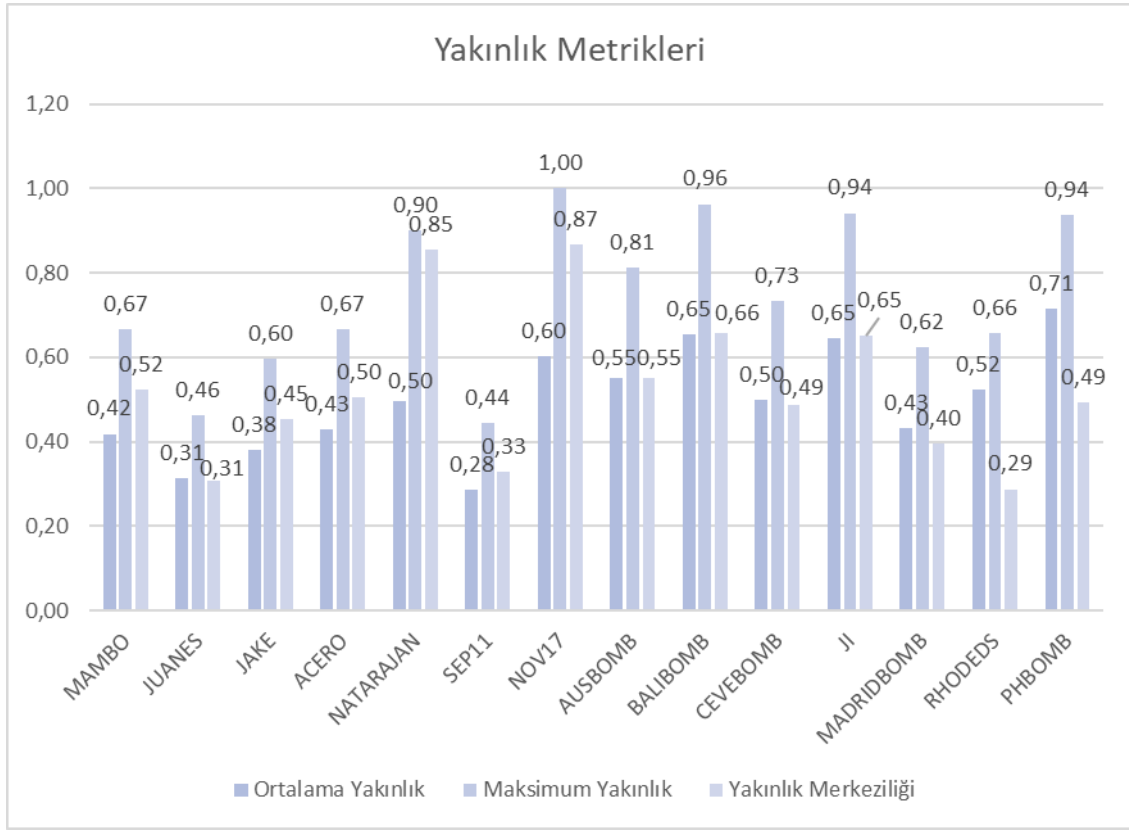
4.2.6. Yakınlık Metrikleri

Yakınlık metriği düğümün, ağdaki diğer düğümlere ne kadar yakınlıkta olduğunu ifade etmektedir. Bilgiyi en hızlı yayan düğümlerin tespiti için kullanılmaktadır. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağlarda yakınlık değeri yüksek olan kişilerin tespiti ve etkisiz hale getirilmesi ile ağda bilgi akışının yavaşlayacağı ya da kesintiye uğrayacağı sonucu çıkarılabilmektedir.

Derece ve arasındalık metriklerine benzer şekilde yakınlık metriği içinde ortalama, maksimum ve merkezilik değerleri üretilerek analiz gerçekleştirilmektedir. İlk olarak ortalama yakınlık değerlerini ele alacak olursak bir ağın ortalama yakınlık değeri düğümlerin yakınlık değerlerinin ortalamasının alınmasıyla elde edilmektedir. Suç örgütlerinin birbirlerinden ayrılması bağlamında kokain ağlarının terör ağlarına göre daha düşük ortalama yakınlık değerlerinde oldukları görülmektedir. Yüksek ortalama değerlerine sahip terör ağları için liderlerin eylem düzenleyen üyelere daha kısa yollardan iletişim kurabildiklerini söylemek mümkündür.

Maksimum yakınlık değeri yüksek olan ağlar için yıldız topolojileri gibi lider düğümlerin diğer düğümlere bağlantılarının daha kısa olduğu, düşük olan ağlar için ise zincir topolojisinde olan ağlara benzer şekilde lider düğümlerin diğer düğümlere bağlantı yollarının daha uzun olduğu söylenebilmektedir. Şekil 4.6'de verilen çubuk grafiğinde kokain ağlarından "NATARAJAN" kokain ağının, terör ağlarından ise "NOV17" terör ağının en yüksek değerlere sahip oldukları göze çarpmaktadır. Bu ağların çizge yapıları görselleştirildiğinde yıldız topolojisine benzer yapılar sergiledikleri gözlemlenmektedir. Suç örgütleri maksimum yakınlık değerleri açısından değerlendirildiklerinde terör ağlarının kokain ağlarına göre daha yüksek değerler aldıkları gözlemlenmektedir.

Yakınlık merkeziliği değeri arasındalık merkeziliği değerinin hesabına benzer şekilde hesaplanmaktadır. En yüksek yakınlık merkeziliği değeri ile normalleştirilmektedir. Kokain ve terör ağları yakınlık merkeziliği değerleri açısından birbirlerine yakın değerlere sahip olup bu ağları birbirlerinden ayırt etmede zayıf bir öngörü sunmaktadır.



Şekil 4.6. Suç örgütlerinin sırasıyla ortalama yakınlık, maksimum yakınlık ve yakınlık merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.

4.2.7. Öz Vektör Metrikleri

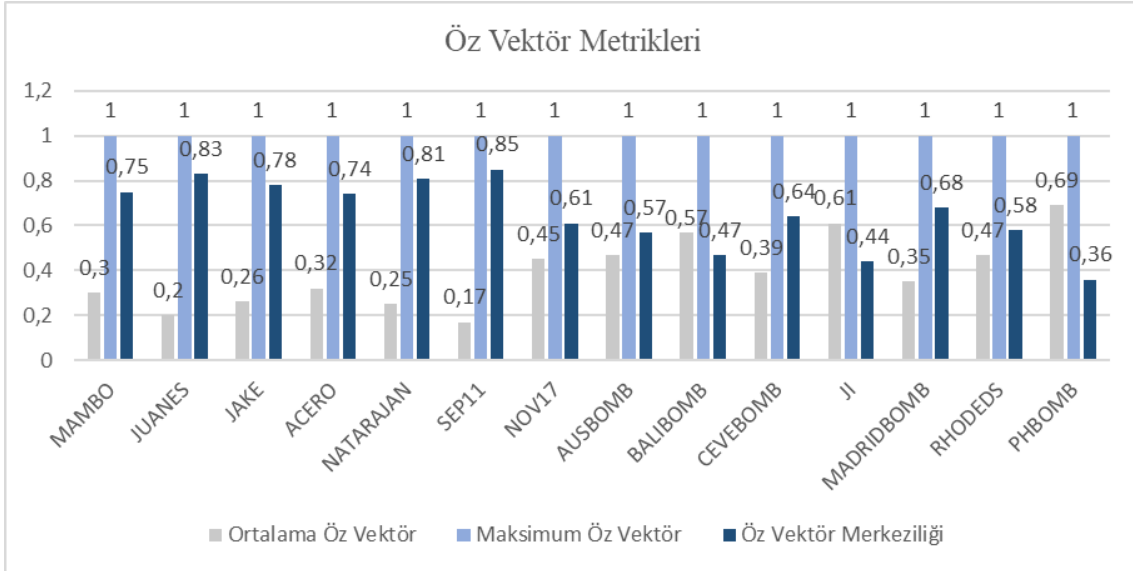
Öz vektör metriği, düğümlerin bağlantı sayısının çok olmasından ziyade ağ içerisinde önemli olduğu bilinen düğümlere bağlantısı sayısının fazla olup olmadığını temel alarak düğümün etki gücünü hesaplamaktadır. Bu metrik web sayfalarının önem derecelerine göre sıralanması için Google tarafından geliştirilen PageRank algoritması ile aynı temele dayanmaktadır. Suç örgütlerinin oluşturduğu ağlarda lider kişilerin etkisiz hale getirilmesinin mümkün olmadığı durumlarda; öz vektör metriğine göre yüksek önem derecesine sahip diğer teröristlerin ağdan çıkartılmasının ağın genel terör aktivitesini önemli derecede azaltacağını söylemek mümkündür.

Öz vektör metriği diğer düğüme yönelik metrikler gibi ağa yönelik olarak da kullanılabilir. Ortalama öz vektör metriği ağda yer alan düğümlerin öz vektör değerlerinin toplamının düğüm sayısına bölünmesi ile elde edilmektedir. Ortalama öz vektör metriği açısından kokain ağlarının daha düşük terör ağlarının ise daha yüksek

değerlere sahip olduğu Şekil 4.7’de görülebilmektedir. İki farklı suç örgütünü birbirinden ayırt etme noktasında önemli bir metrik olmaktadır.

Maksimum öz vektör metriği öz vektör hesabının doğası gereği tüm ağlarda 1 değerine sahip olmaktadır. Bu yüzden ağlar için kıyaslama amaçlı herhangi bir değerlendirmede kullanılamamaktadır.

Öz vektör merkeziliği arasındalık ve yakınlık metrikleri ile benzer şekilde hesaplanmaktadır. Öz vektör merkeziliği metriği açısından kokain ağlarının daha yüksek terör ağlarının ise daha düşük değerlere sahip olduğu Şekil 4.7’de görülebilmektedir. İki farklı suç örgütünü birbirinden ayırt etme noktasında önemli bir metrik olmaktadır.



Şekil 4.7. Suç örgütlerinin ortalama öz vektör, maksimum öz vektör ve öz vektör merkeziliği metrikleri çubuk grafiği.

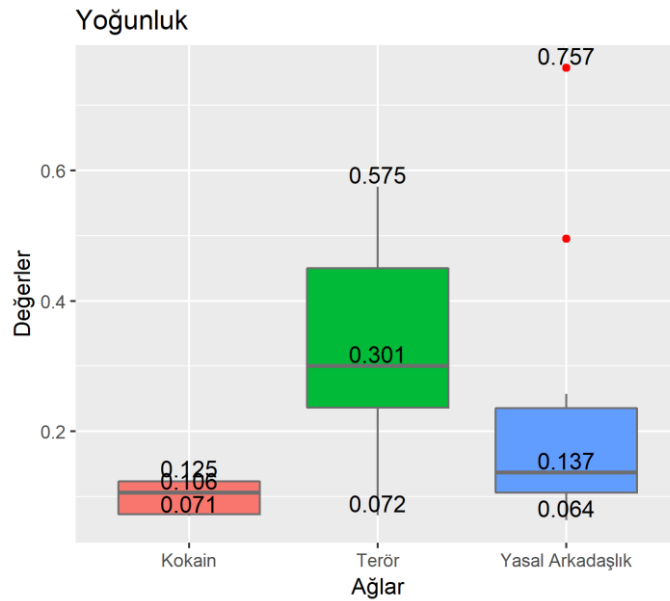
4.3. Ağ Gruplarının (Terör, Kokain, Yasal Arkadaşlık) Kutu Grafiği Analizleri

Bu bölümde terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağ gruplarının tek tek ağ seviyesinde değil ağ grupları olarak kıyaslanmasına ve ağ gruplarının birbirlerinden farklılıklarının ortaya koyulmasına çalışılmaktadır. Bu nedenle ağ gruplarının SAA metrikleri değerlerinin yayılımını en iyi açığa çıkaracak kutu grafiği analizi kullanılmıştır. Kutu grafiklerinin aykırı olan verileri uygun şekilde gösterebilmesi ile ağ gruplarının kıyaslamalarında bu değerlerin göz ardı edilebilmesine de olanak sağlamaktadır. Bu bölümün alt maddelerinde

ağ gruplarının kıyaslanmasında her bir SAA metriği için kutu grafiği analizlerine yer verilmektedir.

4.3.1. Yoğunluk Metriği

Terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağ gruplarının yoğunluk metriği değerlerine göre çizilen kutu grafiği Şekil 4.8’de verilmektedir. Kokain ağlarının diğer gruplara göre yoğunluk metriği değerlerinin oldukça düşük değerde olduğu, terör ağlarının ise diğer gruplara göre daha yüksek değerde olduğu görülebilmektedir. Yasal Arkadaşlık ağlarının ise diğerlerine göre genel olarak orta bölgelerde konumlandıkları ancak bazı arkadaşlık ağlarının çok yüksek değerler gösterebildiği görülmektedir. Kutu grafiği analizinde bu değerler aykırı olarak işaretlenmektedir. Üç farklı tipteki ağ grupları için yoğunluk metriği değerlerinde önemli farklılıklar bulunmasına rağmen, kutu grafiğinin bazı bölgelerinin örtüştüğü de gözlemlenmektedir. Bu nedenle bir ağı tespit edebilmek için yoğunluk metriğinin tek başına yeterli olabileceğini söylemek mümkün olamamaktadır.

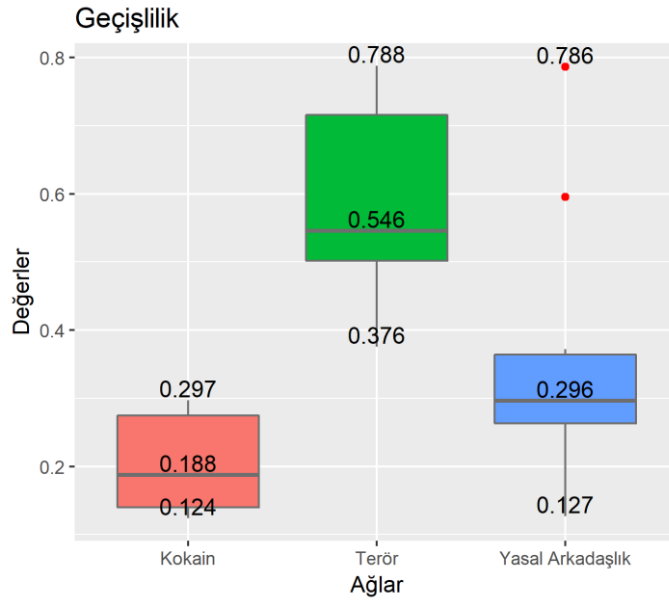


Şekil 4.8. Ağ gruplarının yoğunluk metriği değerleri ile oluşturulan kutu grafiği.

4.3.2. Geçişlilik Metriği

Ağ gruplarını geçişlilik metriği değerlerine göre kıyaslama amaçlı oluşturulan kutu grafiği Şekil 4.9’da yer almaktadır. Geçişlilik metriği değerleri açısından üç ağ grubunun birbirinden farklı sonuçlar ürettikleri açık bir şekilde görülebilmektedir. Kokain ağları

daha zayıf iletişimin varlığını gösteren düşük geçişlilik değerlerine sahipken, terör ağlarının daha yüksek geçişlilik değerleri göstermesi hücrel yapı sergileyen bu tür ağların kendi içlerinde daha sıkı iletişim kuran birbirlerine daha bağlı üyelerden oluştuğunun göstergesi olmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre geçişlilik metriği yoğunluk metriğine benzer şekilde ağ türlerinin birbirlerinden farklarının ortaya koyularak karakteristik özelliklerinin tanımlanmasında önemli bir metrik olarak karşımıza çıkmaktadır. Ancak yasal arkadaşlık grubunda yer alan bazı ağlar ile suç örgütleri ağlarının geçişlilik metrik değerleri alanlarının örtüştüğü göz önünde bulundurulursa ağların tanımlanması ve tespitinde tek başına kullanılması hata yapma riskini doğurabilecektir.

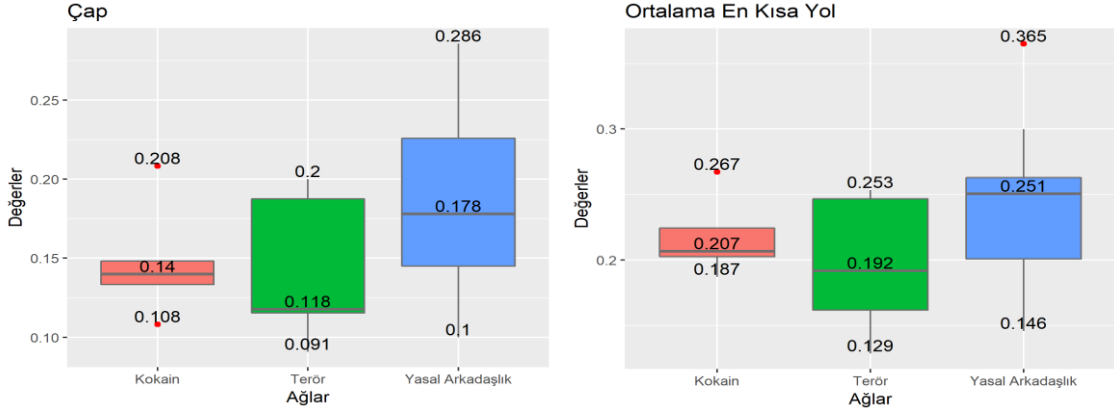


Şekil 4.9. Ağ gruplarının geçişlilik metriği değerleri ile oluşturulan kutu grafiği.

4.3.3. Çap ve Ortalama En Kısa Yol Metrikleri

Şekil 4.10'da sırasıyla çap ve ortalama en kısa yol metrikleri için ağ gruplarının kutu grafikleri verilmektedir. Çap metriğine göre kıyaslama yapacak olursak kokain grubunda yer alan ağların diğer gruplara göre nispeten daha düşük değerler aldıkları görülebilmektedir. Ancak yasal arkadaşlık ağlarının çap değerleri büyük ölçüde diğer ağ gruplarını kapsamakta olduğundan çap metriği yoğunluk ve geçişlilik metriklerine göre çok daha düşük seviyede bir fark oluşturmaktadır. Çap metriğine benzer şekilde ortalama en kısa yol metriği açısından da kutu grafiğindeki örtüşmenin çok olduğunu bu nedenle

ortalama en kısa yol metriğinin de ağları ayırt etmede yeterince bilgi vermediğini söylemek mümkün olabilmektedir.

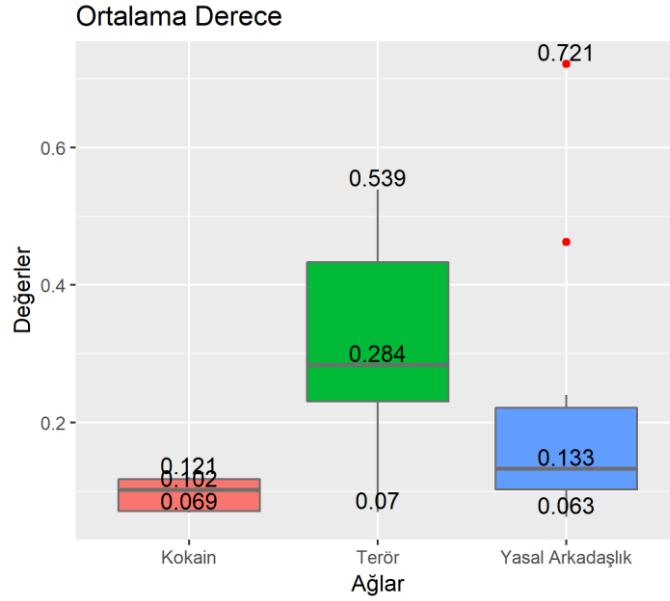


Şekil 4.10. Ağ gruplarının çap ve ortalama en kısa yol değerleri ile oluşturulan kutu grafikleri.

4.3.4. Derece Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)

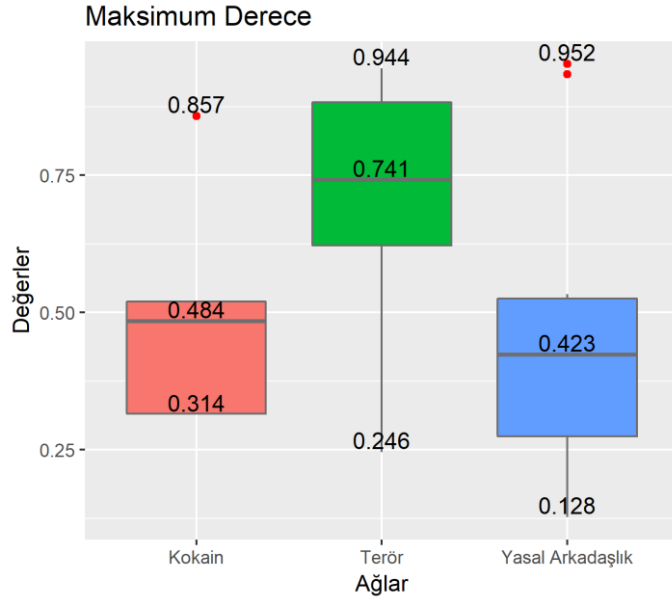
Terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağ gruplarını birbirleri ile kıyaslamada kullandığımız bir diğer metrik derece metriğidir. Derece metriğini temel alarak tüm ağlar için ortalama derece, maksimum derece ve derece merkeziliği olmak üzere üç farklı değer hesaplanmıştır.

Ağ gruplarını kıyaslamada ortalama derece metriği değerlerine göre çizilen kutu grafiği Şekil 4.11'de verilmektedir. Ortalama derece metriği değerleri açısından üç ağ grubunun da birbirlerinden farklı değerler aldıkları görülebilmektedir. Kokain ağlarının daha gizli ağlar olma durumlarını destekleyen düşük ortalama derece değerlerine sahipken, terör ağları hücrenel yapılanmalara ve daha fazla klik yapıları sergilemelerine bağlı olarak daha yüksek ortalama derece değerlerine sahip olmaktadır. Yasal arkadaşlık ağları olarak tanımladığımız sosyal ağların ortalama derece değerleri her iki suç örgütü grubu ile kesişim sağlamaktadır. Ancak genel olarak her iki grubun ortasında yer aldığını söylemek mümkündür. Bu sonuçlar ışığında suç örgütlerinin tanımlanması ve tespiti için ortalama derece metriğinin önemli bir metrik olduğu söyleyebiliriz.



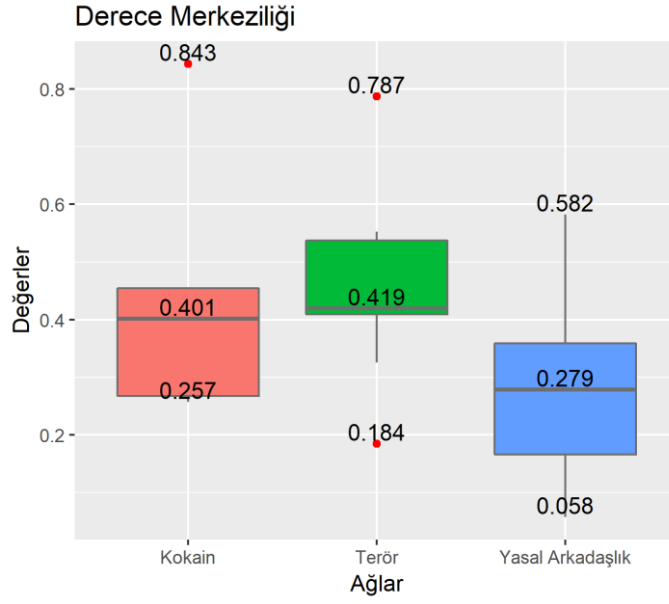
Şekil 4.11. Ağ gruplarının ortalama derece metriği kutu grafiği.

Maksimum derece metriği değerleri açısından ağ gruplarını inceleyecek olursak Şekil 4.12’de verilen kutu grafiğinde kokain ve terör ağ gruplarının önemli ölçüde birbirlerinden ayrıştıkları görülebilmektedir. Yasal arkadaşlık ağ grupları ve kokain ağ gruplarının birbirleri ile örtüştüğü ve yaklaşık olarak benzer değerler aldıkları gözlemlenmektedir. Bu sonuçlar terör örgütlerinin daha güçlü kişiler etrafında yapılanma eğilimleri olduğunu gösterirken, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarının daha eşit derecelere sahip düğümleri olan ağ yapıları sergilediklerini göstermektedir. Maksimum derece metriği değerlerinin kokain ve terör gruplarını birbirlerinden ayırmada kullanılabileceğini söyleyebiliriz. Ancak kokain gruplarının yasal arkadaşlık gruplarından ayrılması noktasında birçok hatalı değerlendirme sonuçları üretme eğiliminde olacağını söyleyebiliriz.



Şekil 4.12. Ağ gruplarının maksimum derece metriği kutu grafiği.

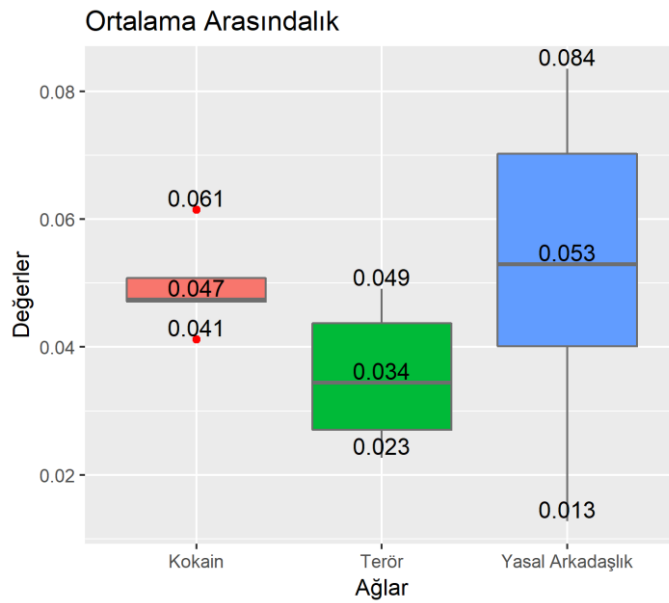
Derece metriği değerleri ile hesaplanan bir diğer metrik olan merkezilik metriği ile ağın yıldız ağ topolojisine benzer şekilde merkezi bir yapılanma gösterip göstermedikleri incelenmektedir. Ağ gruplarının derece merkeziliği metrik değerlerine göre çizilen kutu grafiği Şekil 4.13'te verilmektedir. Yasal arkadaşlık ağlarının diğer ağ gruplarına göre daha düşük merkezilik değerlerine sahip oldukları görülebilmektedir. Bir lidere daha bağlı yapılar sergileyen terör ağ gruplarının ise diğer gruplara göre daha yüksek merkezilik değerlerine sahip oldukları görülebilmektedir. Kokain ağları ise genel olarak diğer iki grup arasında değerler almakta olmasına karşın kutu grafiğinde örtüşme alanlarının fazla olması hatalı değerlendirmelere sebebiyet verebilecektir. Derece merkeziliği değerlerine göre ağ grupları arasındaki ayrımlar kutu grafiğinde yeterince fazla olmadığından bu metriğin suç örgütlerinin tanımlanması ve tespiti hususunda zayıf bir metrik olduğu değerlendirilmektedir.



Şekil 4.13. Ağ gruplarının derece merkeziliği değerlerine göre çizilen kutu grafikleri.

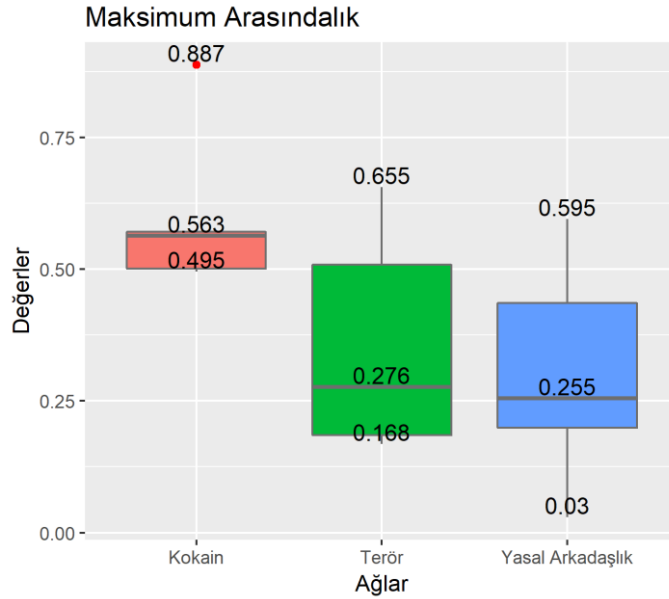
4.3.5. Arasındalık Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)

Düğümeye yönelik metrik olan arasındalık metriğini derece metriğine benzer şekilde üç farklı yaklaşım ile ağa yönelik metrik olarak kullanımı gerçekleştirilmiştir. Terör, kokain ve yasal arkadaşlık gruplarında yer alan tüm ağlar için ortalama arasındalık, maksimum arasındalık ve arasındalık merkeziliği olmak üzere üç farklı değer hesaplanmıştır. Ağ gruplarını kıyaslamada ortalama arasındalık metriği değerlerine göre çizilen kutu grafikleri Şekil 4.14’te verilmektedir.



Şekil 4.14. Ağ gruplarının ortalama arasındalık metriği değerleri kutu grafikleri.

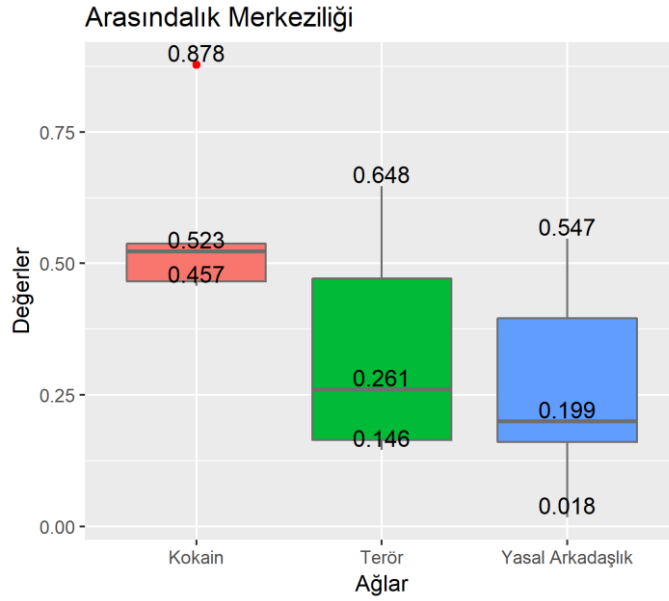
Maksimum arasındalık metriği ile ağ içerisindeki düğümler arasında yer alan en kısa yollarda en fazla sayıda bulunan düğümün farklı tür ağlarda aldıkları değerler kıyaslanmaktadır. Ağ grupları için Şekil 4.15'teki kutu grafiğinde kokain ağlarının maksimum arasındalık değerine sahip düğümlerinin diğer ağ gruplarına göre daha yüksek olduğu göze çarpmaktadır. Bu sonuç kokain ağlarında gruplar arası bilgi akışının daha merkezi bir şekilde gerçekleştiğinin göstergesi olmaktadır. Bir diğer suç örgütü ağı olan terör ağlarında kokain ağlarına göre daha fazla farklı yollardan bilgi akışının yayıldığı söylenebilmektedir. Kokain ağlarının bu metriğe göre diğer ağlardan farklı bir yapı sergilediklerini söylemek mümkündür. Terör ağları için aynı durum söz konusu olmamaktadır. Çünkü maksimum arasındalık değerlerine göre terör ağları ile yasal arkadaşlık ağlarının kutu grafiğinde açık bir şekilde örtüştükleri görülmektedir. Kokain ağlarının karakteristik özelliklerinin çıkarılmasında faydalı olan bu metrik, suç örgütlerini normal sosyal ağlardan ayırabilmek için yeterli olamamaktadır.



Şekil 4.15. Ağ gruplarının maksimum arasındalık metriği değerleri kutu grafikleri.

Ağ gruplarını Şekil 4.16'da verilen kutu grafiğine göre arasındalık merkeziliği metriği ile değerlendirdiğimizde, maksimum arasındalık metriği sonuçları ile benzer durumların söz konusu olduğunu görmek mümkündür. Benzer şekilde kokain ağları için ayırt edici olan

bu metrik, terör ve yasal arkadaşlık ağlarının büyük ölçüde örtüşmesinden dolayı suç örgütlerinin normal ağlardan ayırt edilmesinde yeterli olamamaktadır.

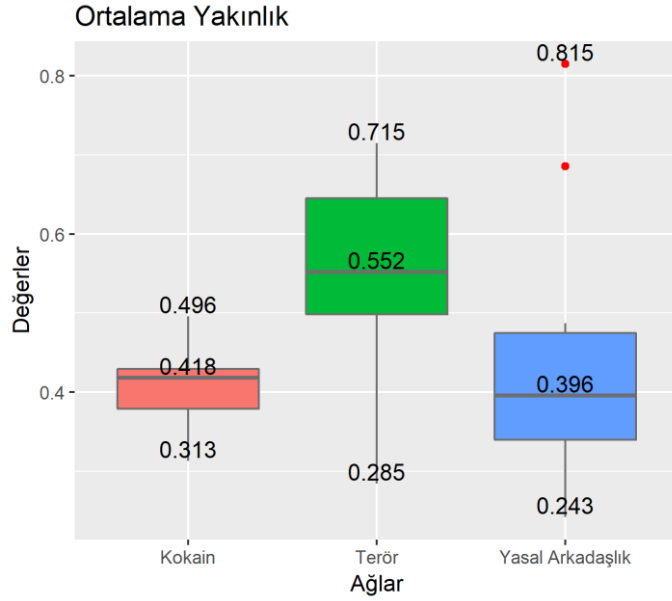


Şekil 4.16. Ağ gruplarının arasındalık merkeziliği değerlerine göre çizilen kutu grafikleri

4.3.6. Yakınlık Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)

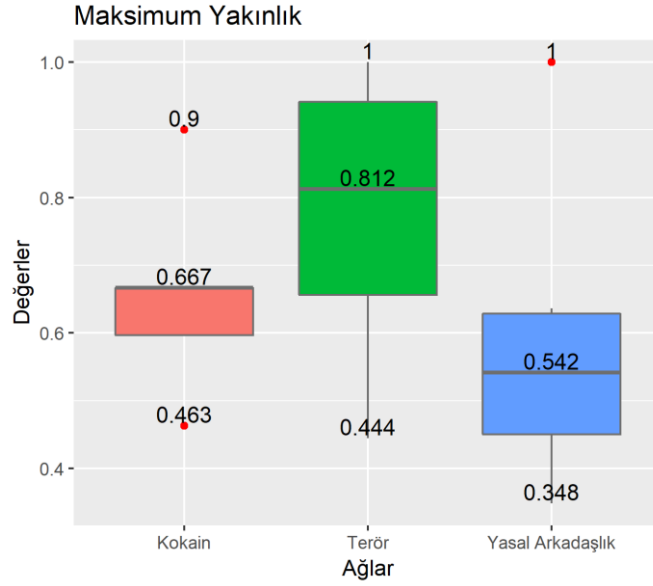
Ağ gruplarının karakteristik özelliklerini ortaya çıkarabilmek adına kullandığımız bir diğer metrik olan yakınlık metriği içinde ortalama, maksimum ve merkezilik değerleri hesaplanarak ağ grupları arasında kıyaslama gerçekleştirilmiştir.

Ağ gruplarının ortalama yakınlık metriği değerlerine göre kıyaslanmasını gösteren kutu grafiği Şekil 4.17’de verilmektedir. Terör ağlarının diğer ağlara göre önemli ölçüde yüksek değerler aldıkları görülebilmektedir. Bu terör ağlarında liderler ve operasyonel üyeler arasında iletişim yollarının daha kısa olduğunun bir göstergesidir. Bir diğer suç örgütü tipi olan kokain ağları terör ağlarına göre daha düşük ortalama yakınlık değerlerine sahiptir. Ancak yasal arkadaşlık ağları kutu alanları kokain ağlarının değerlerini büyük ölçüde kapsadığından kokain ağlarının diğer ağlardan bu metrik açısından ayırt edilmesi güç olmaktadır.



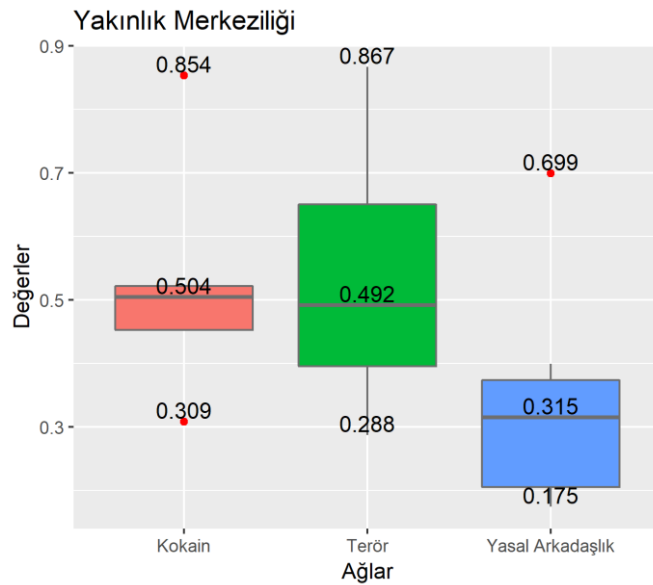
Şekil 4.17. Ağ gruplarının ortalama yakınlık metriği değerleri kutu grafikleri.

Ağ gruplarının yakınlık metrik değerlerinin maksimum değerlerine göre kıyaslamasını gösteren kutu grafiği Şekil 4.18’de verilmektedir. Ortalama yakınlık değerlerinden farklı olarak maksimum yakınlık metriği değerlerine göre her üç ağ grubunun da birbirlerinden önemli ölçüde ayrılmaktadır. Terör ağları en yüksek değerlere sahipken yasal arkadaşlık ağlarının en düşük değerleri aldıkları kutu grafiğinde açıkça görülebilmektedir. Bu sonuç terör ağlarının önemli lider karakterler etrafında yapılandıklarını gösterirken, yasal arkadaşlık ağlarının birbirlerine daha eşit önemde bireylerden oluşan ağ yapıları sergilediklerini göstermektedir. Kokain ağları ise diğer iki ağ grubunun arasında değerler almakta olup, bu sonuç diğer ağlarda gözlenen her iki durumu da sergilediklerini işaret etmektedir.



Şekil 4.18. Ağ gruplarının maksimum yakınlık metriği değerleri kutu grafikleri.

Yakınlık metriğinden türetilen bir diğer metrik olan yakınlık merkeziliği metriği kutu grafiği sonuçları Şekil 4.19’da verilmektedir. Kutu grafiğine göre yakınlık merkeziliği metriğinin maksimum yakınlık metriği ile benzer örüntüler sergiledikleri görülebilmektedir. Ancak bu metrikte kokain ağlarının daha fazla terör ağları tarafından kapsandığı gözlemlenmektedir. Yasal arkadaşlık ağlarının ise suç örgütlerinden daha düşük değerler aldıkları görülebilmektedir. Bu nedenle yakınlık merkeziliği metriği suç örgütlerinin karakteristik özelliklerinin tanımlanması ve diğer ağlardan ayırt edilmesi noktasında önemli bir metrik olmaktadır.

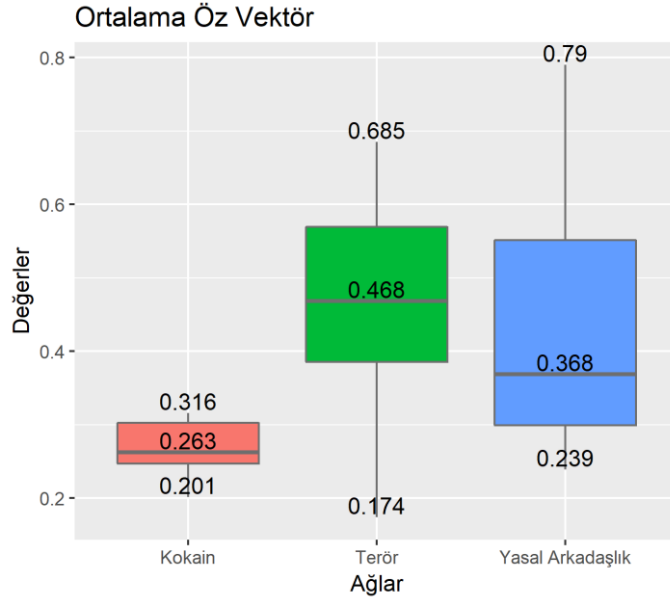


Şekil 4.19. Ağ gruplarının yakınlık merkeziliği metriği değerleri kutu grafikleri.

4.3.7. Öz Vektör Metrikleri (Ortalama, Maksimum, Merkezilik)

Öz vektör metriği de ağ içerisinde düğümlerin önemini gösteren bir başka düğüme yönelik metrik olup, ağ gruplarının birbirlerinde ayırt edilmesi noktasında ortalama, maksimum ve merkezilik değerleri açısından ağa yönelik metrikler olarak kullanılmaktadır.

Ortalama öz vektör metriği açısından kokain ağlarının diğer ağ gruplarına göre daha düşük değerler aldıkları Şekil 4.20’de yer alan kutu grafiğinde gözlemlenmektedir. Terör ve yasal arkadaşlık ağları birbirleriyle büyük oranda örtüşmektedir. Bu nedenle kokain ağları için yeterince ayırt edici olabileceğini değerlendirdiğimiz bu metriğin terör ağları için yeterince ayırt edici olduğunu söylemek mümkün olamamaktadır.

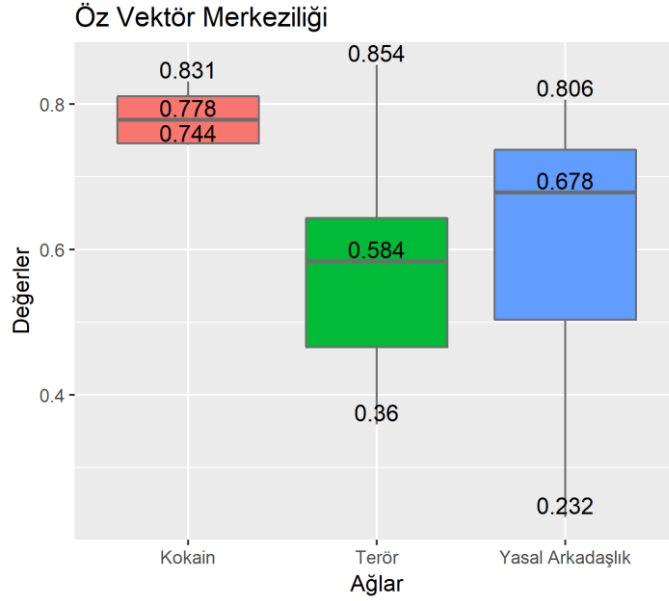


Şekil 4.20. Ağ gruplarının ortalama öz vektör metriği değerleri kutu grafikleri.

Maksimum öz vektör metriği değerlerinin hesaplanmanın doğal sonucu olarak tüm ağ grupları için 1 (bir) çıkmasından dolayı ağ gruplarının değerlendirilmesinde kullanılmamaktadır.

Ağ grupları öz vektör merkeziliği metriğine göre üretilen Şekil 4.21’deki kutu grafiğine göre değerlendirilecek olursa yine kokain ağlarının diğerlerinden açık bir şekilde farklılık gösterdikleri görülebilmektedir. Öz vektör merkeziliği metriği değerlerinde en yüksek

değerleri sergileyen kokain ağları için öz vektör merkeziliği metriği oldukça ayırt edici özellikte olmaktadır.



Şekil 4.21. Ağ gruplarının öz vektör merkeziliği metriği değerleri kutu grafikleri.

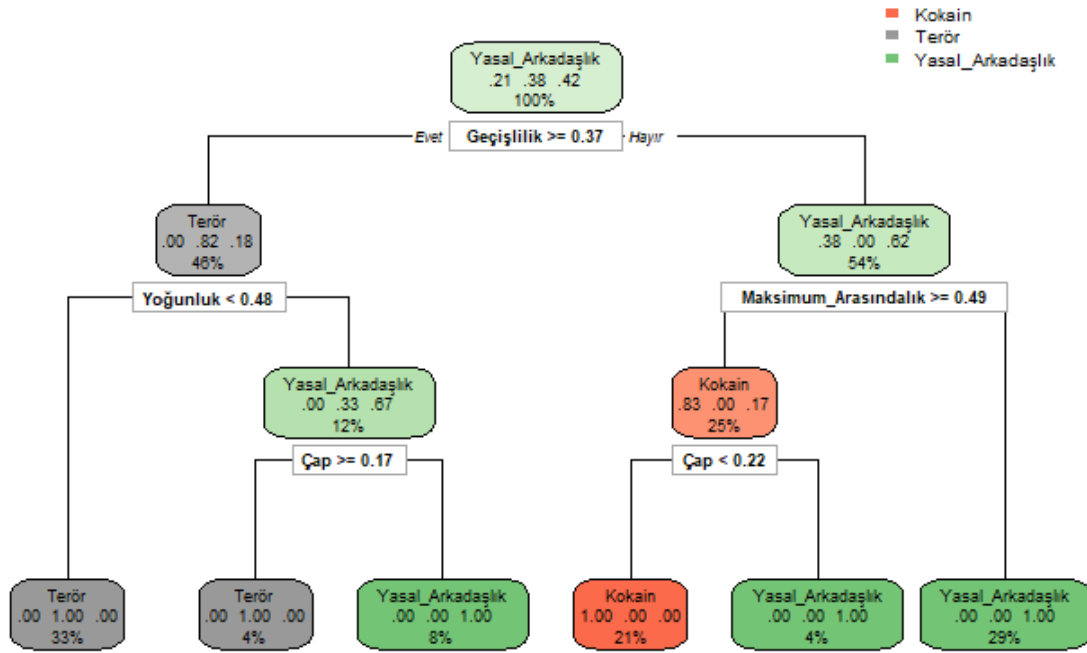
Ağ gruplarının metrik değerlerinin kutu grafiklerine göre genel bir değerlendirmesi yapılacak olursa ağ gruplarını birbirinden en iyi bir şekilde ayıran metriğin geçişlilik metriği olduğu görülmüştür. Geçişlilik metriğinden sonra yoğunluk ve ortalama derece metrikleri kutu grafikleri değerlendirmesinde ağ gruplarını daha ayırt edici metrikler olmaktadır. Suç örgütlerinin yapısal analizlerinde ve ağ gruplarının kutu grafikleri değerlendirmelerinde ağ gruplarının ayırt edilmesine yönelik her bir metrik ayrı ayrı ele alınmıştır. Bu sonuçlarda daha az ayırt edici özellikte olan metriklerin bir arada kullanılmasının ayırt ediciliği yüksek olan metriklere göre daha iyi sonuçlar verebilmesinin mümkün olabileceği düşünülerek, sonraki bölümde SAA metriklerinin bir arada kullanıp ağ gruplarını sınıflandırabilmek için gözetimli öğrenme algoritmalarından karar ağacı öğrenmesi kullanılmıştır.

4.4. Ağları Sınıflandırmada Karar Ağacı Modeli

Analiz için kullandığımız SAA metriklerinin her biri bilinmeyen bir ağı değerlendirmek için ayrı ayrı kullanılabilse de, bir metrik ile yapılan değerlendirmelerin her zaman doğru olamayacağı açıktır.

Bu bölümde, bilinmeyen bir ağı sınıflandırmada 16 adet SAA metriğini kullanabilen bir model geliştirmek için makine öğrenme algoritmalarından karar ağaçları öğrenmesi kullanılmaktadır. Her bir ağ için hesapladığımız 16 adet SAA metriği sonuçlarına dayanan bir karar ağacı oluşturmak için sınıflandırma ve regresyon ağaçları yani CART (Classification and Regression Trees) algoritması kullanılmıştır.

Veri setimiz üzerinde sınıflandırma amaçlı CART algoritmasını kullanarak elde edilen karar ağacı Şekil 4.22’de yer almaktadır. Algoritma terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağ gruplarını ağaç üzerinde oldukça uygun bir biçimde sınıflandırmıştır.



Şekil 4.22. Terör, kokain ve yasal arkadaşlık veri setlerinden üretilen karar ağacı

Kokain suç örgütleri ağları tek bir yaprak düğümde temsil edilmektedir. Bu düğüme aşağıda oluşturulan kuralla erişilebilmektedir.

Kural 1: Kokain Ağı Sınıfı

Geçişlilik < 0.37

Maksimum Arasındalık ≥ 0.49

Çap < 0.22

Eđitim veri setimiz 5 farklı kokain suç örgütü ađını içermekte ve bu kural ađlarının tümünü kapsamaktadır. Diđer ađ gruplarından hiçbirisinde bu kurala uyan bir veri seti bulunmamaktadır.

Karar ađacında yasal arkadaşlık grupları için üç yaprak düđüm oluřmuřtur. Bunları tanımlayan kurallar ařađıda yer almaktadır.

Kural 2: Yasal Arkadařlık Ađı Sınıfı

Geçiřlilik < 0.37

Maksimum Arasındalık ≥ 0.49

Çap ≥ 0.22

Kural 3: Yasal Arkadařlık Ađı Sınıfı

Geçiřlilik < 0.37

Maksimum Arasındalık < 0.49

Kural 4: Yasal Arkadařlık Ađı Sınıfı

Geçiřlilik ≥ 0.37

Yođunluk > 0.48

Çap < 0.17

Kural 2, 3 ve 4 eđitim veri setinde bulunan tüm yasal arkadaşlık ađlarını tanımlamaktadır. Son olarak karar ađacında terör ađları ařađıdaki kurallarla tanımlanmaktadır.

Kural 5: Terör Ađı Sınıfı

Geçiřlilik ≥ 0.37

Yođunluk ≥ 0.48

Çap ≥ 0.17

Kural 6: Terör Ağı Sınıfı

Geçişlilik ≥ 0.37

Yoğunluk < 0.48

Uygulamasını gerçekleştirdiğimiz CART algoritması 10-katlı çapraz doğrulama ile çalışmaktadır. Çizelge 4.4'te verilen sonuçlarda yer alan karmaşıklık parametresi (CP, complexity parameter), göreceli hatalar (relerr), çapraz doğrulama hataları (xerror) (aşırı uyum olarak ta bilinen) ve çapraz doğrulama standart sapmaları (xstd) yer almaktadır.

Çizelge 4.4. Karar ağacı karmaşıklık parametreleri, hatalar ve çapraz doğrulama standart sapma değerleri.

CP	relerr	xerror	xstd
0.50000	1.0000	1.1429	0.1650
0.28571	0.5000	0.7857	0.1744
0.07143	0.2143	0.7143	0.1725
0.07143	0.0000	0.6429	0.1694

Bu tablo göreceli hatanın 0'a düştüğünü ancak çapraz doğrulama hatasının artmadığını göstermektedir. Bu, ağacın verilere aşırı uyum göstermediğinin bir işaretidir.

Bu karar ağacı önemli sonuçlar sağlamaktadır. İlk olarak belirli bir ağın bir kokain ağı mı, bir terör ağı mı yoksa yasal arkadaşlık ağı mı olduğunu belirlemek için ve ağaç üzerinde uygun bir yol üretmek için tüm metrikleri kullanır. Telefon görüşme kayıtlarından, mobil mesajlaşma uygulamalarından veya diğer sosyal ağ platformlarından elde edilen ağlar gibi, bilinmeyen ağlara yönelik bir sınıf öngörmek için bu karar ağacı modeli kolaylıkla kullanılabilir. İkinci olarak incelenen ağları en iyi temsil eden metrikleri gösterir. Örneğin, kokain ağları düşük geçişliliğe, yüksek maksimum arasındalık ve düşük çap değerlerine sahiptir. Düşük geçişlilik, ağ içinde düşük kümelenmeye işaret eder. Bu, ağ içinde daha yüksek gizlilik ve yüksek dereceli üyelerin gizlenmesi olarak yorumlanmaktadır. Yüksek maksimum arasındalık değeri, tüm ağı bir araya getiren çok güçlü lider olduğuna işaret etmektedir. Bu da mafya ve kokain ağları gibi ağlarda görülen klasik yönetim yapısıdır. Son olarak, düşük çap değerleri yıldız gibi topolojilere işaret etmekte ve bir kez daha güçlü merkezi lider olduğuna işaret etmektedir.

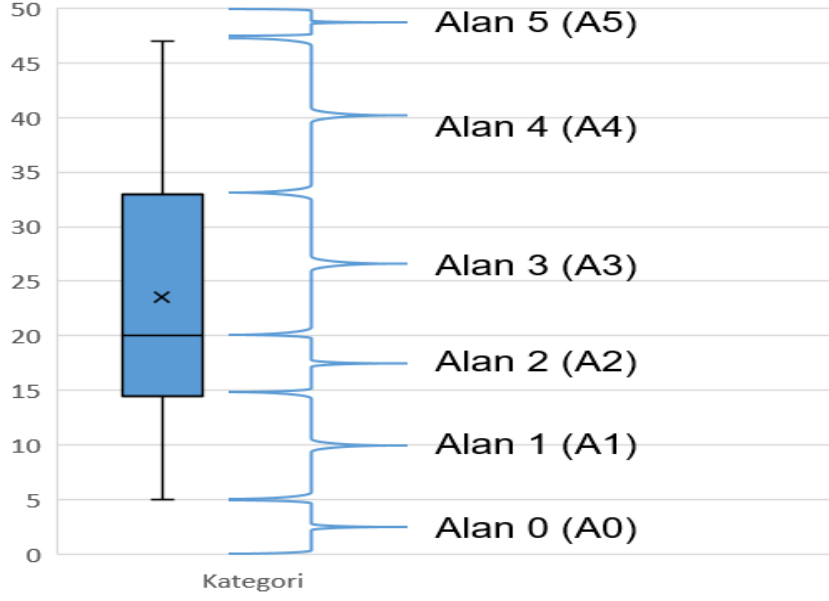
Öte yandan, terör ağları, kişilerin hücre içi birbirlerini tanıdıkları hücresel yapılanmalara işaret ederek yüksek geçişlilik değerlerine sahiptir. Yüksek derecede geçişli ağlar genellikle yüksek yoğunluklara sahiptir. Terör ağları bu hususta istisna olmamaktadır. Bununla birlikte, yüksek derecede geçişli olan yasal arkadaşlık ağları ile karşılaştırıldığında, hala daha düşük yoğunluklara sahiptir ve bu karar ağacımızda görülmektedir. Yüksek geçişlilik değerine sahip 11 ağdan 8'i terör ağları olup bunların yoğunlukları 0,48 'in altındadır. Kalan 3 ağdan 2'si yasal arkadaşlık ağları ve 1'ide terör ağıdır. Bunlar SAA metriklerinden çap metriği yardımıyla birbirlerinden ayrılmaktadırlar. Yasal arkadaşlık ağları daha düşük çap değerlerine sahiptir. Yüksek geçişlilik değerlerine sahip yasal arkadaşlık ağları genellikle insanların birbirlerini tanıdığı bağlantıların daha çok olduğu yakın arkadaşlık ağlarıdır. Watt-Strogatz küçük dünya ağ modeli de yasal arkadaşlık ağlarını sentetik olarak üretilmesi için geliştirmiş olup yasal arkadaşlık veri setlerimizin SAA metrik sonuçları bu modele oldukça benzemektedir. Terör ağları da yüksek geçişlilik değerlerine sahip olmasına karşın daha az yoğunluğa ve daha yüksek çap değerlerine sahiptir. Bunun ana sebebi bu ağların hücre yapılarında kaynaklanmaktadır. Bir hücrenin üyeleri yoğun bir şekilde birbirine bağlıdır ve hücredeki üyeler birbirlerini tanırlar. Bununla birlikte farklı hücreler, seçilen temsilciler veya hücre liderleri aracılığıyla birbirlerine bağlanırlar. Bu durum kırılğan bağlantılarla bağlı çoklu hücresel yapılara sahip, çap değerleri yüksek ve düşük yoğunluklu ağların oluşmasına neden olmaktadır.

Üretilen karar ağacının göreceli hatası çok düşük olmasına rağmen, yalnızca bu araştırmaya dayanarak hiçbir ağın terör veya kokain ağı olarak etiketlenmesi önerilemez. Veri analizi çalışması büyük ölçüde verilerin elde edilebilirliğine ve kalitesine bağlı olmaktadır. Bu modelde kullandığımız veriler için tam olarak doğru olduğunu veya ağın tüm düğümlerini içerdiğini söylemek mümkün olmamaktadır. Bu model suç örgütlerinin en önemli tanımlayıcı yapısal özelliklerini ana hatlarıyla ortaya koymayı amaçlamakta ve ürettiğimiz karar ağacının, yalnızca şüpheli bir vakanın teyidi olarak kullanılması önerilmektedir.

4.5. Ağları Sınıflandırmada Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli (MÖDKAM)

Önerilen bu model ile herhangi bir ağın suç örgütleri ağlarına benzeme durumunu yüzdesel olarak ortaya koymak amaçlanmaktadır. Böylece modelin ürettiği sonuçlarda belirlenecek bir eşik değerinden daha yüksek yüzdeli çıkan ağlar için suç örgütü ağı olma uyarısının verilmesi sağlanmaktadır. Bu model ayrıca ağların düğüm kaldırma ve yeni bağlantı oluşturma durumlarına göre suç örgütleri ağlarına benzerlik durumlarının değişiminin analiz edilmesi içinde kullanılmaktadır. Bu modelde karar ağacı modelinde ağaç üzerindeki ayırım noktalarında yer alamayan SAA metriklerinin tamamının kullanılması sağlanmaktadır. Her bir SAA metriği için rastgele orman ve karar ağacı modellerinde üretilen önem değerleri katsayı olarak kullanılmaktadır.

Bu modelde ilk olarak literatürden derlenen gerçek terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarının sosyal ağ analiz metrik değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan her bir SAA metriği için terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarının aldığı değerlerde kutu grafiği çizibilme adına en küçük değer, birinci çeyrek değeri, ortanca değer, üçüncü çeyrek değeri ve en büyük değer bulunmuştur. Her bir SAA metriği için; ağ gruplarına ait kutu grafikleri için bulduğumuz bu değerler kullanarak test edilecek ağların, bu kutu grafiği içerisinde hangi bölgeye düştüğü tespit edilmiştir. Kutu grafiği bölgelerinden; sıfır ile en küçük değer arası bölge Alan0 (A0), en küçük değer ile birinci çeyrek arası bölge Alan1 (A1), birinci çeyrek ile ortanca arası bölge Alan2 (A2), ortanca ile üçüncü çeyrek arası bölge Alan3 (A3) ve üçüncü çeyrek ile en büyük değer arası bölge Alan4 (A4) ve en büyük değerden daha büyük değerler Alan5 (A5) olarak Şekil 4.23' teki gibi etiketlenmiştir.



Şekil 4.23. Kutu grafiği alanlarının gösterimi.

Kutu grafiği içerisine düşen alanların (A1, A2, A3, A4) katsayıları 1 diğer alanlar (A0, A5) 0 olarak belirlenmiştir. İlgili metriğin kutu grafiğinde, kutu ve bıyıklar içerisindeki alanların 1 değerlerinin 0 katsayısı ile çarpılmasıyla test edilecek ağırlık ilgili metrik değerinin bu alanlara girip girmediği belirlenmektedir.

Kutu grafiğinde etiketlenen alanlara katsayı oluşturulmasından sonra SAA metriklerinin terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağlarını ayırt etmede ki önem derecelerini gösterir katsayılar hesaplanmıştır. Bu katsayıların bulunmasında karar ağaçları ve rastgele orman algoritmalarında nitelikler arası en iyi ayrımı sağlamak için kullanılan değişken önem değerleri kullanılmıştır.

SAA metriklerinin önem değerleri katsayıları karar ağaçları ve rastgele orman modellerinde kullanılan değişkenlerin ağaç içerisinde oluşacak dallanmada en iyi ayrımı yapmalarına göre aldıkları önem değerlerinden hesaplanmıştır. Değişken önem değerleri rastgele orman modelinde Gini katsayısı ve doğrulukta azalmaya bağlı olarak hesaplanabilirken, karar ağaçlarında bilgi kazancına göre hesaplanabilmektedir. Beş farklı şekilde metrik önem değerleri hesaplayabilmek için R dilinde yer alan “rpart”, “caret” ve “randomforest” kütüphaneleri kullanılmıştır. Rastgele orman modelinde doğrulukta ve gini katsayısında azalışa bağlı olarak hesaplanan önem değerleri ile “rpart”

ve “caret” paketlerinde oluşturulan karar ağacı modeline göre hesaplanan önem değerlerinin ortalaması alınıp normalleştirilerek her bir metrik için ayrı önem değerleri hesaplanmıştır. Metrik önem değerlerini hesaplayacağımız veri setleri kokain, terör ve yasal arkadaşlık grupları olarak sınıflandırılmıştır. Karar ağacı ve rastgele orman modellerinde bu sınıflandırmalara bağlı olarak hesaplanan ortalama metrik önem değerleri büyükten küçüğe sıralı bir şekilde Çizelge 4.5’te yer almaktadır. Çizelge 4.5’te yer alan ilk iki sütun karar ağacı modeli için “rpart” ve “caret” paketlerinde yer alan “varimp” fonksiyonu ile üretilen normalleştirilmiş önem değerlerini içermektedir. Sonraki sütunlar rastgele orman modelinde üretilen; sırasıyla gini katsayısında ve doğruluk değerindeki ortalama azalışı temel alarak hesaplanan önem değerleri ile rastgele orman modelinin “caret” paketinde “varimp” fonksiyonuna girdi olarak verilmesi ile bulunan normalleştirilmiş değerlerdir. Çizelge 4.5’te yer alan en son sütun ise hesaplanan tüm metrik önem değerlerinin ortalamalarının alınarak hesaplandığı değerlerdir. Çizelgede yer alan DT etiketi karar ağacını, RF etiketi rastgele orman modelini temsil etmektedir.

Çizelge 4.5. Karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.

	Varimp DT	Caret varimp DT	Gini RF	Doğruluk RF	Caret varimp RF	Ortalama Önem Değerleri
Geçişlilik	0,7366	0,8516	1	1	1	0,9176
Öz Vektör Merkeziliği	0,9158	0,9916	0,6595	0,5513	0,9136	0,8063
Arasındalık Merkeziliği	0,5206	1	0,4013	0,1484	0,4335	0,5008
Maksimum Arasındalık	0,5206	1	0,3438	0,1862	0,3770	0,4855
Yoğunluk	1	0,7475	0,3608	0,0610	0,2524	0,4843
Ortalama Derece	1	0,2332	0,3718	0,2449	0,3372	0,4374
Yakınlık Merkeziliği	0,3167	0,3896	0,5005	0,3334	0,3803	0,3841
Ortalama Yakınlık	0,8135	0,2332	0,3679	0,2027	0,1112	0,3457
Maksimum Derece	0,5357	0,3679	0,2359	0	0,0514	0,2382
Çap	0,2942	0,3254	0,2690	0,2012	0,0847	0,2349
Maksimum Yakınlık	0	0,3679	0,3749	0,3166	0	0,2119
Derece Merkeziliği	0	0,2580	0,4041	0,3568	0,0199	0,2077
Ortalama Arasındalık	0	0,1907	0,3953	0,2516	0,1511	0,1977
Ortalama Öz Vektör	0,1405	0	0,3059	0,1601	0,1960	0,1605
Ortalama En Kısa Yol	0	0,0929	0,2942	0,090	0,0963	0,1147
Maksimum Öz Vektör	0	0	0	0,0574	0,1029	0,0320

Suç örgütlerini ayrı ayrı daha etkin bir şekilde değerlendirebilmek adına her bir sınıfı diğerlerinden daha iyi ayıran metrikler için önem değerlerini gösteren katsayılar yeniden oluşturulmuştur.

Kokain, terör ve yasal arkadaşlık grupları olarak sınıflandırmasını yaptığımız veri setlerimizde suç ağlarını diğerlerinden daha iyi ayıran metrik önem değerlerini hesaplayabilmek için karar ağacı ve rastgele orman modellerine üç sınıf yerine iki sınıf girdi olarak verilmiştir. Yani kokain sınıfı ve diğer sınıflar, terör sınıfı ve diğer sınıflar olmak üzere iki sınıfa indirgenmiştir. Bu ikili sınıflar için metrik önem değerleri önceki bahsedilen beş farklı yöntemle yeniden hesaplanmıştır. Kokain sınıfını diğer sınıflardan en iyi ayıran metrik önem değerleri büyükten küçüğe doğru sıralı olarak Çizelge 4.6'de verilmiştir.

Çizelge 4.6. Kokain sınıfı ve diğer sınıflar için karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.

	Varimp DT	Caret varimp DT	Gini RF	Doğruluk RF	Caret varimp RF	Ortalama Önem Değerleri
Öz Vektör Merkeziliği	1	1	1	1	1	1
Arasındalık Merkeziliği	0,7143	0,9895	0,4368	0,5217	0,3718	0,6068
Maksimum Arasındalık	0,9502	0,9895	0,4735	0,3307	0,1987	0,5885
Ortalama Derece	0,7143	0,7535	0,4225	0,4726	0,2897	0,5305
Yoğunluk	0,9019	0,8182	0,2560	0,4488	0,2086	0,5267
Ortalama Öz Vektör	0,9958	0,2815	0,4072	0,3594	0,0450	0,4178
Geçişlilik	0,1877	0,2481	0,5604	0,4138	0,3178	0,3455
Yakınlık Merkeziliği	0,2815	0,5174	0,1471	0,3958	0,1289	0,2941
Maksimum Yakınlık	0,2815	0,2815	0,0988	0,2922	0,0215	0,1951
Ortalama Yakınlık	0,2815	0,2815	0,1453	0,2584	0	0,1933
Derece_ Merkeziliği	0	0	0,0812	0,2649	0,0538	0,0800
Maksimum Derece	0	0	0,0592	0,2115	0,0535	0,0648
Ortalama Arasındalık	0	0	0,1503	0,1068	0,0437	0,0601
Maksimum Öz Vektör	0	0	0	0,1638	0,0578	0,0443
Çap	0	0	0,0691	0,0968	0,0170	0,0366
Ortalama En Kısa Yol	0	0	0,0415	0	0,0211	0,0125

Kokain sınıfı için hesaplanan metrik önem değerlerine benzer şekilde hesaplanan terör ağları metrik önem değerleri Çizelge 4.7'de yer almaktadır.

Çizelge 4.7. Terör sınıfı ve diğer sınıflar için karar ağacı ve rastgele orman modelleri metrik önem değerleri.

	Varimp DT	Caret varimp DT	Gini RF	Doğruluk RF	Caret varimp RF	Ortalama Önem Değerleri
Geçişlilik	0,8863	1	1	1	1	0,9773
Ortalama Yakınlık	1	0,7623	0,4396	0,5207	0,2862	0,6017
Ortalama Derece	0,9194	0,7245	0,3726	0,4184	0,1803	0,5230
Yoğunluk	0,9194	0,7712	0,3553	0,3117	0,1268	0,4969
Maksimum Derece	0,6446	0,4663	0,2177	0,1093	0,0221	0,2920
Öz Vektör Merkeziliği	0,6446	0	0,2482	0,1891	0,0628	0,2289
Ortalama Arasındalık	0	0,3687	0,2948	0,3037	0,0954	0,2125
Çap	0,1587	0,1707	0,1014	0,3219	0,0771	0,1660
Ortalama En Kısa Yol	0	0	0,2346	0,4154	0,1524	0,1605
Maksimum Yakınlık	0	0,4663	0,1791	0,1097	0,0387	0,1588
Maksimum Arasındalık	0,1832	0	0,1273	0,2444	0,0662	0,1242
Derece Merkeziliği	0	0	0,1905	0,2560	0,0784	0,1050
Ortalama Öz Vektör	0,1832	0	0,2172	0,0690	0,0277	0,0994
Arasındalık Merkeziliği	0,1832	0	0,0668	0	0,0149	0,0530
Maksimum Öz Vektör	0	0	0	0,1902	0,0545	0,0489
Yakınlık Merkeziliği	0	0	0,0940	0,0246	0	0,0237

Kokain ve terör ağları için ayrı ayrı hesaplanan metrik önem değerleri kutu grafiği analizinde katsayı olarak kullanılmaktadır. Hesaplanan metrik önem değerleri kullanılarak terör ve kokain ağları için Eşitlik 21 ve Eşitlik 22 oluşturulmuştur. Bu denklemlerde test edilecek ağın hesaplanan her bir sosyal ağ analiz metriğinin kutu grafiğinde düştüğü alanın katsayısı (terör ve kokain ağları için ayrı ayrı olmak üzere) ilgili metriğin önem değeri ile çarpılarak bir toplam elde edilmiştir. Bu toplam metrik önem değerlerinin toplamına bölünerek normalleştirilmiştir. Sonrasında 100 ile çarpılarak ilgili ağ kategorisine (terör veya kokain ağı) girme yüzdesi elde edilmiştir.

$$TAOY = \frac{\sum_{i=1}^n mt_i * TKG_i}{\sum_{i=1}^n mt_i} * 100 \quad (21)$$

$$KAOY = \frac{\sum_{i=1}^n mk_i * KKG_i}{\sum_{i=1}^n mk_i} * 100 \quad (22)$$

TOAY : Terör Ağı Olma Yüzdesi

KOAY : Kokain Ağı Olma Yüzdesi,

mt_i : i Metriğinin Terör Ağlarını Diğerlerinden Ayırmadaki Önem Değeri

mk_i : i Metriğinin Kokain Ağlarını Diğerlerinden Ayırmadaki Önem Değeri

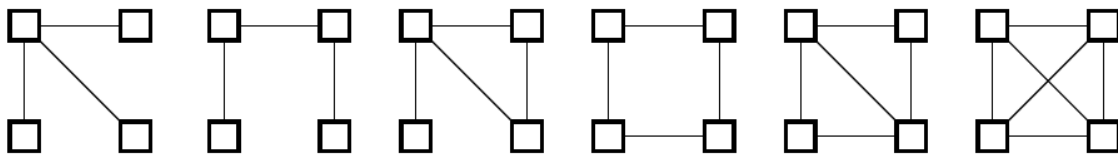
TKG_i : Test Ağı i Metriğinin Terör Ağları Kutu Grafiğinde Düştüğü Alanın Katsayısı

KKG_i : Test Ağı i Metriğinin Kokain Ağları Kutu Grafiğinde Düştüğü Alanın Katsayısı

Bu model ile karar ağacında yer alamayan ve önem değerlerine göre üst sıralarda yer alan diğer metriklerin kutu grafiği analizinde kullanılabilmesi sağlanmaktadır. Model herhangi bir ağın suç örgütleri ağlarına benzeme durumunu yüzdesel olarak ortaya koymaktadır. Böylece modelin ürettiği sonuçlarda belirlenecek bir eşik değerinden daha yüksek yüzdeli çıkan ağlar için suç örgütü olma uyarısının verilmesi sağlanmaktadır.

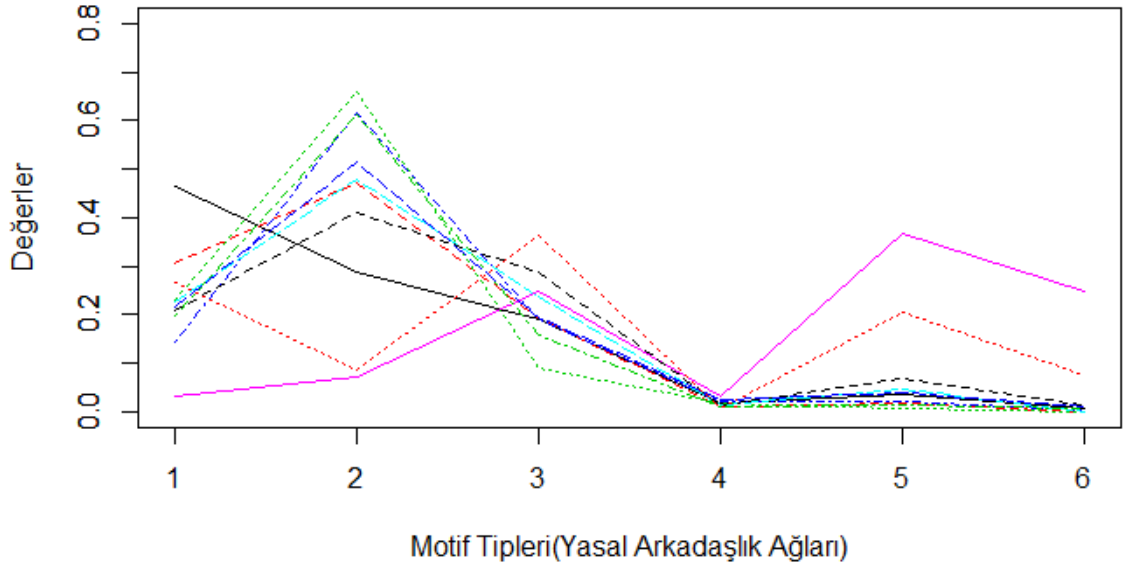
4.6. Ağları Sınıflandırmada Motif Analizi

Bu bölümde motif analizi yöntemi ile suç ağlarının yapısal özelliklerine tamamen farklı bir bakış açısıyla bakılmaktadır. Çizge teoreminde yer alan motif analizi bir ağ içerisinde bulunan benzer alt ağların tekrar sayısını bulmayı amaçlamaktadır. Benzer alt ağlara sahip ağlar yapısal olarak birbirine benzediği söylenebilmektedir. Literatürde biyolojik ağların sınıflandırılmasında yaygın olarak kullanılan motif analizinin suç örgütlerinin oluşturduğu ağlar üzerinde uygulanmasını ele alan başka bir çalışmaya rastlanmamıştır. Analiz çalışmasını yaptığımız ağ gruplarının (terör, kokain ve yasal arkadaşlık) farklı motif tiplerini farklı sayılarda bulundurup bulundurmadıklarını tespit edebilmek için motif temelinde sınıflandırma yönteminin kullanılması sağlanmıştır. Kullanılan veri setlerinin yönsüz çizgelerden oluşması ve yönsüz çizgelerde 2 farklı üçlü motif tipi olması ağlar arasındaki farklılıkları tam anlamıyla ortaya koyamamaktadır. Bu sebepten dolayı analizde dörtlü motiflerin kullanılmasına karar verilmiştir. Şekil 4.24'te yer alan dörtlü motiflerin her birinin ağlar içerisinde ne sıklıkla buldukları tespit edilmiş ve toplam dörtlü motif sayısına bölünerek sayılar normalize edilmiştir.

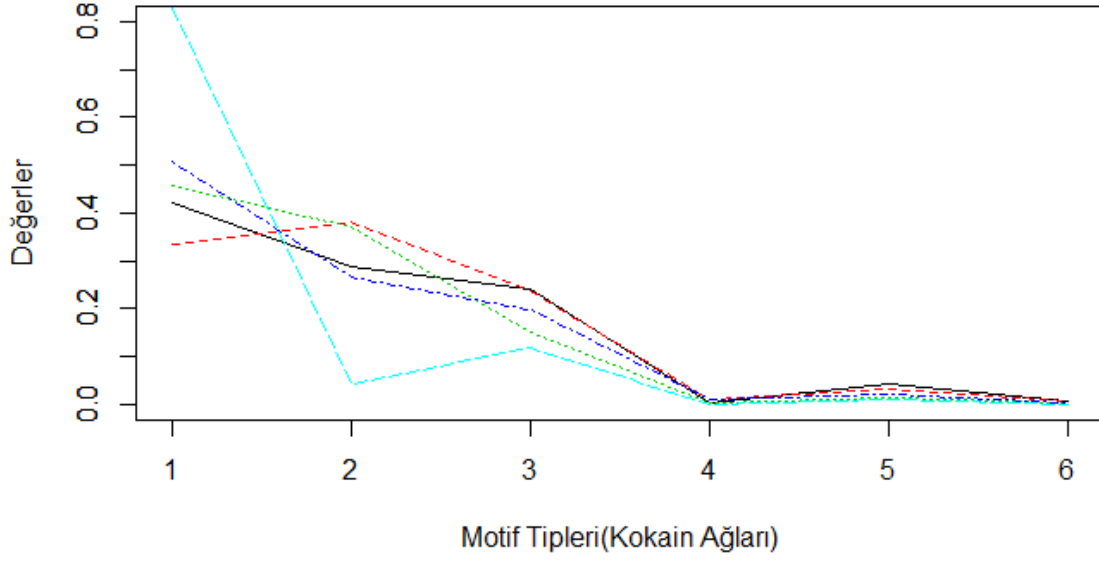


Şekil 4.24. Yönsüz ağlarda bulunan dörtlü motif tipleri.

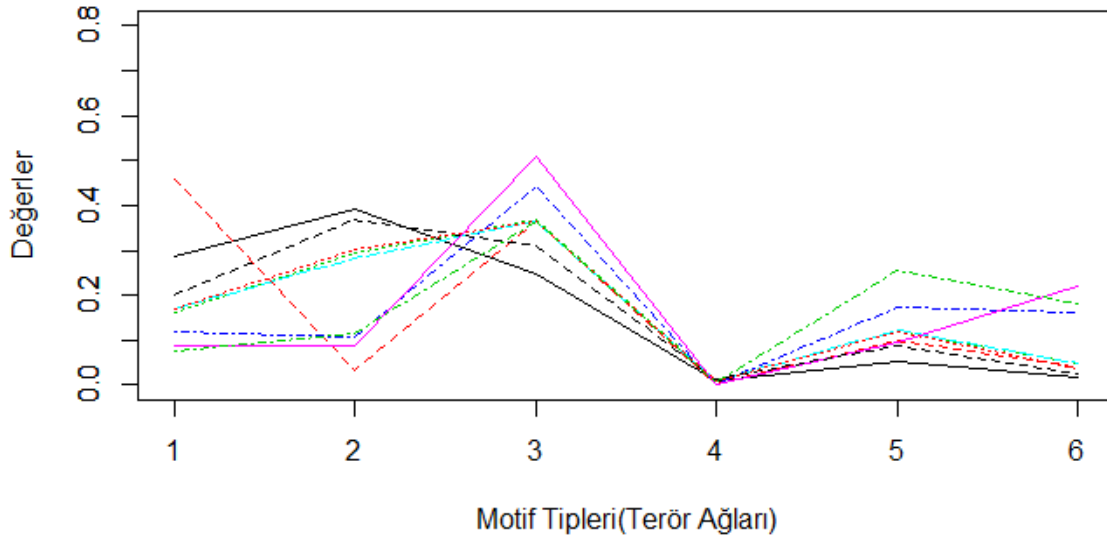
Elde edilen sonuçlara göre Şekil 4.25'te yasal arkadaşlık grubunda yer alan ağların dörtlü motiflerinin normalize edilmiş frekans değerleri yer almaktadır. Yatay ekseninde yer alan sayılar Şekil 4.24' te yer alan dörtlü motif tiplerini (aynı sırada) temsil etmektedir. Dikey eksen ise normalize edilmiş motif sayılarını temsil etmektedir. Her bir çizgi grafiği bir ağı temsil etmektedir. Terör ve kokain ağlarının dörtlü motiflerinin frekans değerleri de sırasıyla Şekil 4.26 ve Şekil 4.27'de gösterilmektedir. Her bir grafik kendi verisi içerisinde çeşitlilik gösterse de, bu üç grafikte yer alan farklı özelliklerin ağların tespitinde kullanılması mümkün olabilmektedir. Örnek verecek olursak kokain ağları 5 ve 6 numaralı motiflerde çok düşük frekans değerlerine sahiptir. Aynı motifler terör ve yasal arkadaşlık ağlarında da düşük değerlere sahip olmalarına karşın kendi içlerinde farklı değerler göstermektedirler. Bir başka örnek ele alınacak olursa 1 numaralı motif kokain ağlarında diğer ağlara göre önemli ölçüde daha yüksek değerler almaktadır.



Şekil 4.25. Yasal arkadaşlık ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.



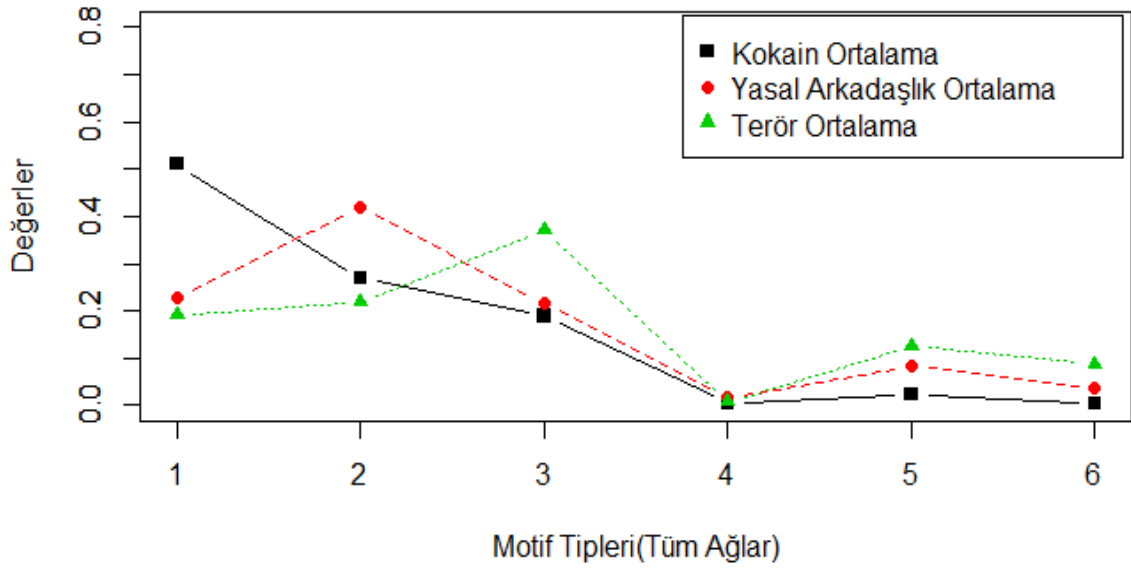
Şekil 4.26. Kokain suç ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.



Şekil 4.27. Terör ağlarının dörtlü motiflerinin normalize frekans değerleri.

Her bir ağ grubunun kendi içerisinde dörtlü motiflerinin frekans değerleri ağların motif analizi açısından genel örüntülerini ortaya çıkarsa da, ağların birbiri ile kıyaslanması çok kolay olmamaktadır. Bu sebeple her bir ağ grubunun motif frekanslarının ortalamaları alınarak ağların ortalama motif frekans değerleri elde edilmiştir. Şekil 4.28’de yer alan grafikte her bir ağ grubunu inceleyecek olursak motif analizinin bu üç farklı ağ türünü sınıflandırmada oldukça etkili sonuçlar verebileceği görülmektedir. Özellikle ilk üç motif tipi için her bir ağ türü grafikte farklı tepe noktalarına sahiptir.

1 numaralı ilk motif çoğunlukla kokain ağlarında, 2 numaralı motif yasal arkadaşlık ağlarında ve 3 numaralı motif ise terör ağlarında daha fazla açığa çıkmaktadır. 5 ve 6 numaralı motifler ise terör ağlarında nispeten daha fazla olup kokain ağlarında en az sayıda kendini göstermektedir. Bu farklılıklar bilinmeyen bir ağı bu üç ağ türünden birine benzeyip benzememe konusunda basit kurallar sunmaktadır. Motif analizi önceki bölümlerde ele aldığımız kutu grafiği analizleri ve karar ağacı sınıflandırmasını destekler yönde olup sınıflandırma sonuçlarını daha da güçlendirmesi açısından önem arz etmektedir.



Şekil 4.28. Ağ gruplarının dördümlü motiflerinin ortalama frekans değerleri.

4.7. Test Verisi ile Sınıflandırma Modellerinin Test Edilmesi

Bu bölümde gerçek ve sentetik veriler üzerinde bazı deneysel sonuçlar ele alınmaktadır. Herhangi bir önyargıdan sakınmak için eğitim veri setlerinde kullanılan veriler testlere dahil edilmemiştir. Gerçek suç örgütlerini içeren elde ettiğimiz test veri setleri; Minneapolis Üye Toplama Ağı (MRN), Avustralya Üye Toplama Ağı (ARN), Minneapolis Para Toplama Ağı (MFN) ve St. Louis/San Diego Para Toplama Ağı (SDFN) olmak üzere dört farklı veri setidir. Sentetik çizge üreticilerinden Erdős-Renyi, Barabassi-Albert, Watts-Strogatz ve SBM (Stochastic-Block-Model) çizge üreticileri ile farklı parametreler ile sentetik ağlar üretilerek test edilmiştir.

4.7.1. Gerçek Veri Setleri Test Sonuçları

Eğitim veri setleri ile üretilen karar ağacı, kutu grafiği analizi ve motif analizi modelleri üzerinde MRN, ARN, SDFN ve MFN terör ağları test edilmiştir. Çizelge 4.8’de yer alan sonuçlara göre karar ağacı modelinde MRN ve ARN ağları terör ağları olarak, SDFN ağı kokain ağı olarak, MFN ağı yasal arkadaşlık ağı olarak tanımlanmıştır. Metrik önem değerleri destekli kutu grafiği analiz modelinde ise ARN, MFN, MRN ve SDFN ağları sırasıyla %59,14 %57,90, 88,81 ve %64,24 değerleri ile terör ağlarına benzemektedir.

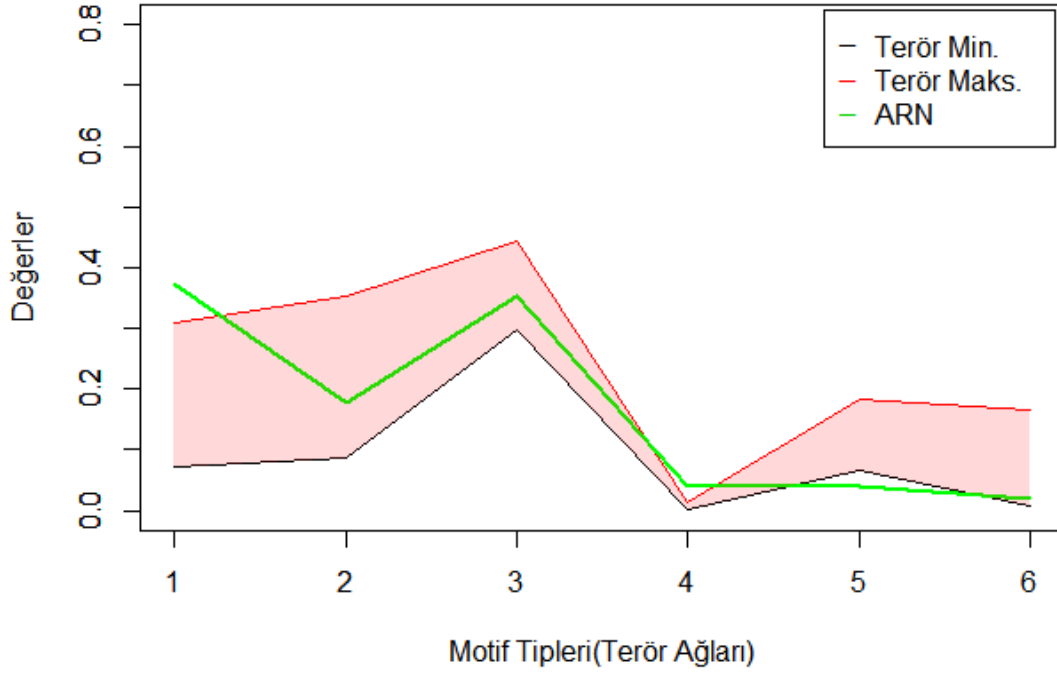
Çizelge 4.8. Test veri setleri karar ağacı ve kutu grafiği analiz modeli test sonuçları.

TEST AĞI	KARAR AĞACI	MÖDKAM BENZERLİK YÜZDESİ	
		Terör	Kokain
ARN	Terör Ağı	59,14	0,88
MFN	Yasal Arkadaşlık Ağı	57,90	7,80
MRN	Terör Ağı	88,81	9,95
SDFN	Kokain Ağı	64,24	11,67

Karar ağacı ve kutu grafiği analiz modeli bir arada değerlendirildiğinde ARN ve MRN örgütlere üye toplama ağlarının her iki modelde de terör örgütleri yapılarına daha çok benzeme eğiliminde olduğu görülmektedir. Amaçları terörist gruplara yardım amaçlı para toplama olan ağlarsa karar ağacı modelinde kokain ticareti yapan örgüt olarak tanımlanmasına karşın kutu grafiği analiz modelinde %64,24 ile terör ağlarına benzediği görülmektedir. Bu noktada karar ağacı modelinin tüm SAA metriklerin değerlendirmeye alan kutu grafiği analiz modeli ile desteklenmesinin önemi ortaya çıkmaktadır. MFN ağının karar ağacı modelinde yasal arkadaşlık ağı olarak tanımlanmasının nedeni 0,375 olan çap değerinin karar ağacında çap metriğine göre yapılan 0,22 dallanma değerinden daha yüksek çıkmasıdır. Elde edilen bu sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde karar ağacı ve kutu grafiği analiz modelinin bir arada kullanılması ile daha doğru sonuçların alınabileceği ortaya çıkmaktadır.

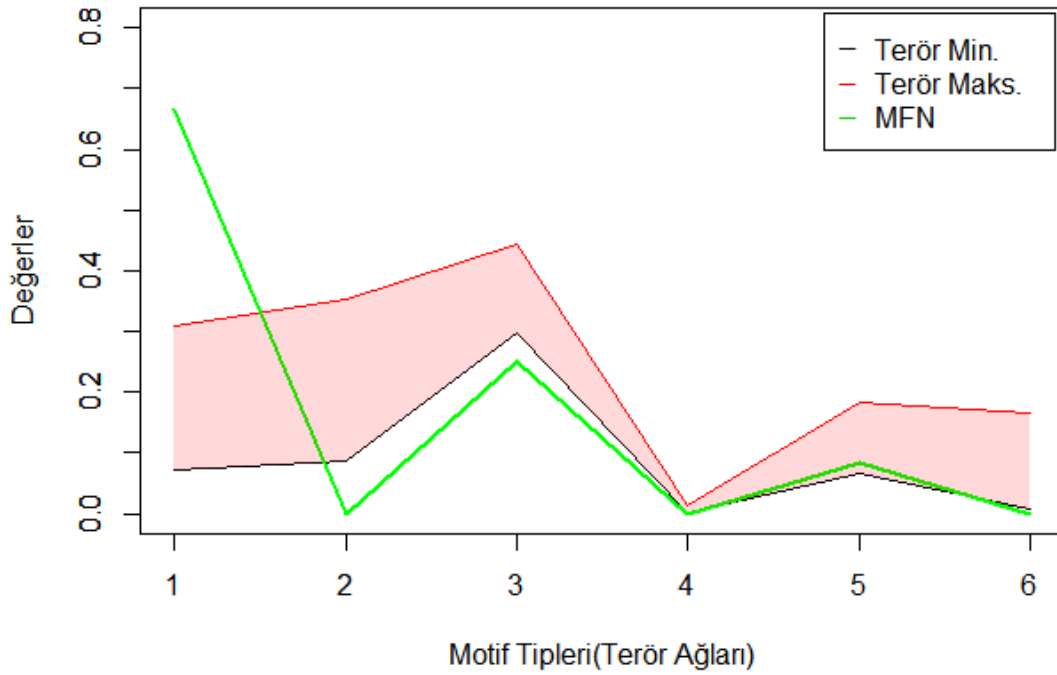
Motif analizinde terör ve kokain suç örgütlerinin ortalama motif frekans değerlerine standart sapma değerlerinin eklenmesiyle maksimum, çıkartılmasıyla minimum değerler bulunmuştur. Test ağları motif değerleri terör ve kokain ağlarının minimum ve maksimum değerleri arasında bulunma durumlarına göre değerlendirilmektedir. Şekil 4.29’da ARN terör ağının terör ağları motif frekansları ile kıyaslaması verilmektedir.

ARN ağının 1 nuöaralı motif haricinde büyük oranda terör ağı motiflerine benzer örüntüler sergilediğini söylemek mümkündür.



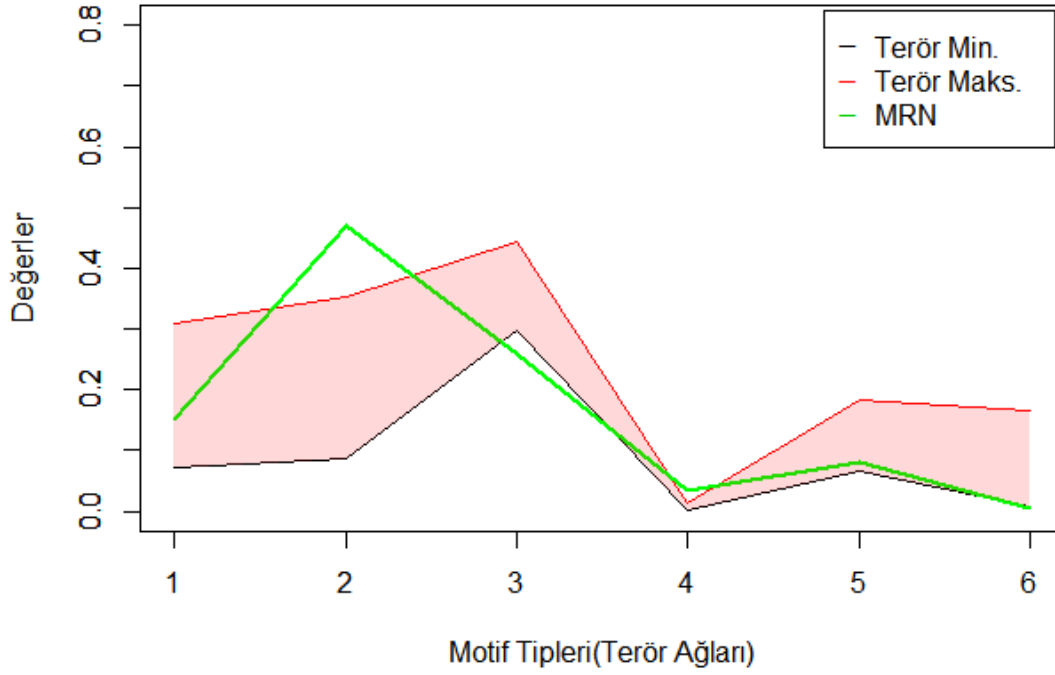
Şekil 4.29. ARN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.

MFN terör ağının Şekil 4.30'da verilen sonuçlara göre ARN ağına göre daha düşük oranda terör ağı motiflerine benzer örüntüler sergilediği görülebilmektedir.



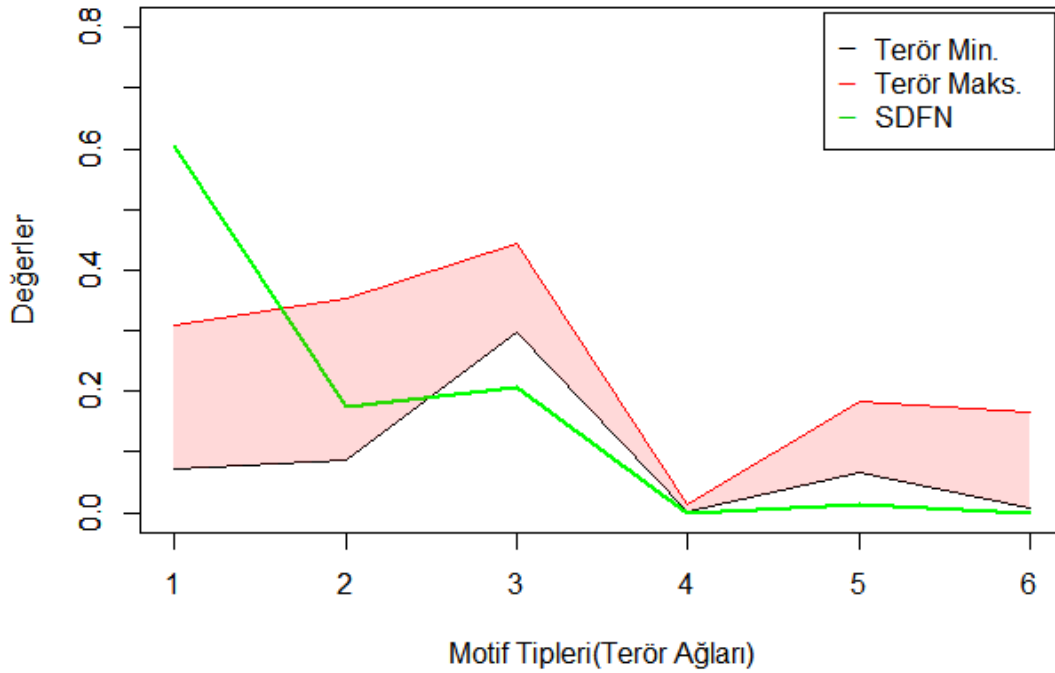
Şekil 4.30. MFN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.

MRN terör ağının Şekil 4.31’de verilen sonuçlara göre genel olarak terör ağı motiflerine benzer örüntüler sergilediği görülebilmektedir. MRN ağı 2 numaralı motif açısından terör ağlarından yüksek oranda farklılık göstermiştir.



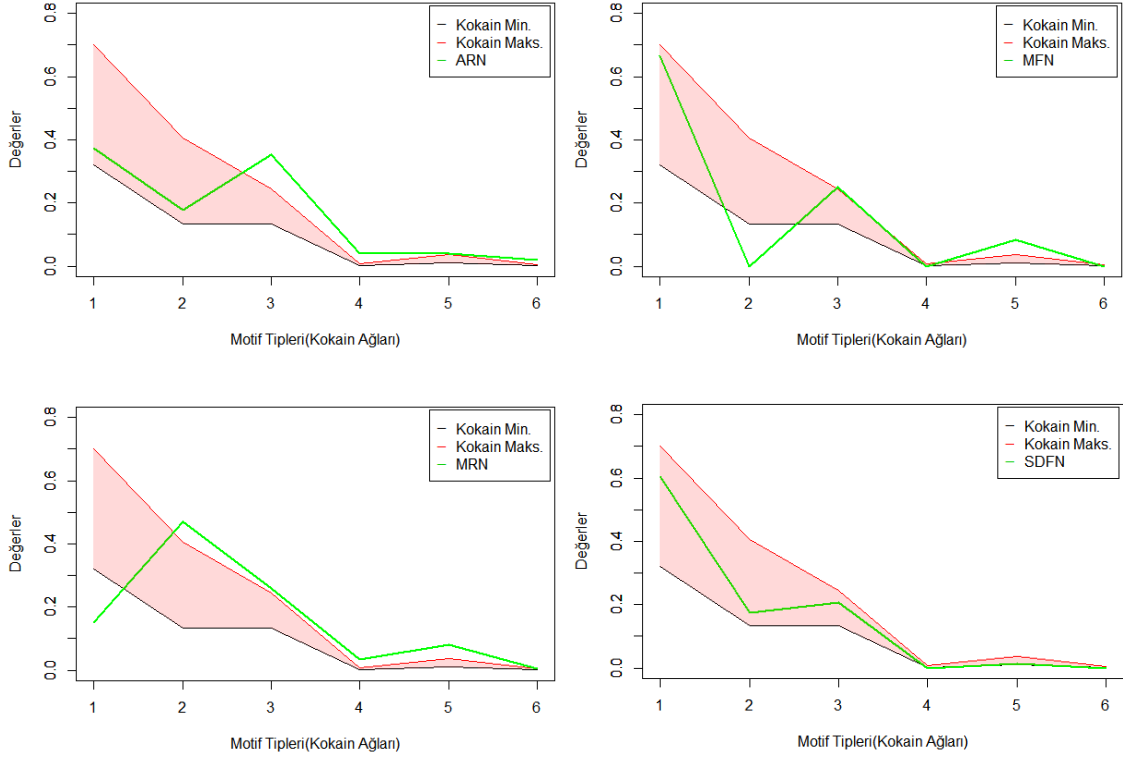
Şekil 4.31. MRN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.

SDFN terör ağının Şekil 4.32’de verilen sonuçlara göre terör ağı motiflerine benzemeyen örüntüler sergilediği görülebilmektedir.



Şekil 4.32. SDFN ağının terör ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.

Şekil 4.33'te verilen sonuçlara göre ARN, MFN, MRN terör ağlarının genel olarak kokain ağı motiflerine benzemeyen, SDFN ağının ise tam olarak kokain ağlarına benzeyen motif örüntüleri sergiledikleri görülebilmektedir.



Şekil 4.33. ARN, MFN, MRN ve SDFN ağlarının kokain ağları motif frekans değerleri ile kıyaslanması.

4.7.2. Sentetik Veri Setleri Test Sonuçları

Sentetik ağların testinde ilk olarak bilinen dört farklı sentetik ağ üretici olan; Erdős-Renyi (rastgele ağ üretimi), Barabassi-Albert (tercihli bağlanma), Watts-Strogatz (küçük dünya ağları) ve SBM (Stochastic-Block-Model) ile farklı parametre setleri üzerinden ağlar üretilmiştir. Aynı parametre seti ile 50 farklı sentetik ağ üretilerek bu ağlardan suç örgütü ağları sınıflarına giren en yüksek yüzdeli ağlar karar ağacı ve kutu grafiği analizi modellerinde belirlenmiştir. Farklı ağ üreticileri ile toplam 56000 ağ üretilerek test gerçekleştirilmiştir.

Barabassi-Albert modeli ile üretilen sonuçlardan suç örgütü uyarısı veren parametre setleri ve modellerimizin ürettiği sonuçlar Çizelge 4.9'da yer almaktadır. Genellikle düğümlerin düşük kenar bağlama sayılarında terör ağları üretme eğiliminde olduğu görülmektedir. Karar ağacı sınıflandırmamızda kokain ağı tespitinin Barabassi-Albert

modelinde en belirgin uyarı verdiği durum, düğüm sayısı parametresinin 50 (elli) ve kenar bağlama sayısı parametresinin 1 (bir) olduğu durumdur.

Çizelge 4.9. Barabassi-Albert modeli test sonuçları.

Düğüm Sayısı	Kenar Sayısı	KARAR AĞACI SINIFLANDIRMASI			MÖDKAM BENZERLİK YÜZDESİ	
		Terör	Kokain	Yasal Arkadaşlık	Terör	Kokain
20	4	100	0	0	85.77	4.73
20	5	100	0	0	79.83	6.99
30	5	92	0	8	79.77	3.93
30	6	100	0	0	78.51	3.38
30	7	100	0	0	75.60	4.12
30	8	100	0	0	71.43	3.99
40	10	100	0	0	70.82	4.22
50	9	100	0	0	70.18	3.69
40	7	100	0	0	70.04	3.67
50	1	0	62	38	16.17	3.22

Erdős-Renyi rasgele ağ üretici modeli çoğunlukla normal ağlara daha çok benzeyen ağlar üretmektedir. Bu modelde ürettiğimiz ağlarda karar ağacı sınıflandırması ve kutu grafiği analiz modelimizde suç örgütü uyarısı veren ağları ürettiğimiz parametreler Çizelge 4.10'da yer almaktadır.

Çizelge 4.10. Erdős-Renyi modeli test sonuçları.

Düğüm Sayısı	Kenar Sayısı	KARAR AĞACI SINIFLANDIRMASI			MÖDKAM BENZERLİK YÜZDESİ	
		Terör	Kokain	Yasal Arkadaşlık	Terör	Kokain
20	9	78	0	22	61.65	3.64
20	8	60	0	40	59.20	4.55
30	13	98	0	2	51.88	0.42
30	12	86	0	14	51.82	0.74
30	14	76	0	24	50.89	0.64
50	20	100	0	0	47.79	1.66
40	16	88	0	12	47.65	0.77
40	17	100	0	0	47.64	0.27
40	19	64	0	36	46.93	0.22
40	18	96	0	4	46.75	0.29

Watt-Strogatz modeli ile ürettiğimiz sentetik ağlar için karar ağacı ve kutu grafiği analiz modelinde suç örgütü uyarısı veren ağlar için kullanılan parametreler Çizelge 4.11’de yer almaktadır. Watt-Strogatz modelinde de düşük kenar bağlama sayısı ve olasılıklarında terör ağlarına benzeyen ağların oluştuğu gözlemlenmektedir. Kenar bağlama sayısı ve olasılıklarının arttığı durumlarda Watt-Strogatz modeli suç örgütü olmayan normal arkadaşlık ağlarına benzer ağlar üretmektedir.

Çizelge 4.11. Watt-Strogatz modeli test sonuçları.

Düğüm Sayısı	Kenar Sayısı	Olasılık	KARAR AĞACI SINIFLANDIRMASI			KUTU GRAFİĞİ ANALİZİ	
			Terör	Kokain	Yasal Arkadaşlık	Terör	Kokain
50	3	0.02	100	0	0	63.73	21.67
50	2	0.02	98	0	2	63.66	16.50
40	2	0.02	96	0	4	62.30	16.44
40	2	0.03	90	0	10	62.06	16.44
30	3	0.07	92	0	8	61.68	9.38
50	2	0.04	58	0	42	61.66	17.92
20	2	0.04	76	0	24	61.46	3.82
50	3	0.03	100	0	0	61.46	21.19
30	3	0.06	98	0	2	61.45	8.60
20	2	0.03	84	0	16	61.36	3.52

SBM modeli kullandığımız birçok farklı parametre seti için çoğu durumda terör ve kokain ağı uyarısı vermemiştir. SBM modelinde grup sayıları, grup içi ve dışı bağlantıların parametrik alınarak gerçek sosyal ağlara büyük oranda benzer ağların üretilmesi amaçlandığından, suç örgütleri gibi daha özel yapılar sergileyen ağları tespit etmek zorlaşmaktadır. Burada verilen sonuçlar çok başarılı olmadığından hala açık bir problem alanı olarak değerlendirilmektedir.

Suç örgütlerinin tespiti konusunda yapılan bu çalışmada elde edilen sonuçlar gerçek suç örgütlerinin sezgisel olarak yapılanması ile aynı doğrultudadır. Kokain suç örgütleri daha çok baskın bir lider etrafında yapılanmakta ve yeni üyeler üye toplayıcı kişiler tarafından ağa dahil edilmektedir. Oysa terör örgütleri daha çok oranda dağıtık ve daha az oranda merkezi bir yapı sergilemekte, yerel hücreler üye toplayarak büyümekte ve ağın geneline bağlantıları daha az sayıda düğümlerle gerçekleşmektedir.

5. VARİS KİŞİLERİN TESPİTİ VE ANALİZİ

Bu bölümde bir suç ağındaki varis kişilerin tespiti üzerine geliştirdiğimiz modeli ve bu modelin teknik detayları verilmektedir. Varis kişilerin tespiti, istihbari anlamda son derece hayati bir meseledir. Çünkü güvenlik güçlerinin suç örgütlerine düzenleyeceği operasyonlar sonrası ağdan kaldırılan (etkisiz hale getirilen, yakalanan vb.) kişilerin yerine, suç örgütlerinin uğradıkları kaybı giderebilme adına en uygun başka kişiler geçecektir. Ağdan çıkarılan kişilerin yerine geçecek varis kişileri ve bu kişilerin ağ üzerinde nasıl bir etki yaratacağını bilmek oldukça önem arz etmektedir. Varis kişilerin geçtikleri pozisyonda ağı daha tehlikeli hale getirebilmeleri ya da güvenlik güçlerinin düzenleyecekleri yeni operasyonlara karşı ağı daha dirençli ve korumalı bir duruma getirebilmeleri mümkün olabilmektedir. Bu durumları da yeni bağlantılar oluşturarak veya bağlantıları azaltarak gerçekleştirebilirler. Varis kişilerin suç örgütlerinin yapılarını daha da güçlendirdiği bir senaryoda, güvenlik güçlerinin nihai amaca ulaşmasında düzenleyecekleri yeni operasyonlar daha etkisiz/başarısız olabilecektir. Bu nedenle operasyon düzenlenerek ağdan çıkarılacak kişilerin iyi tespit edilmesi ve ağda oluşacak yeni yapılanmaların öngörülmesi gerekmektedir. Bu problemi çözebilmek için ağdaki her bir kişinin yerine geçebilecek varis kişileri tespit edecek bir mekanizmaya ihtiyacımız bulunmaktadır. Bunun için düğüme yönelik SAA metriklerden herhangi biri kullanılabilir. Ancak bu çok basit bir yaklaşım olup, pek çok önemli bilgi ve detay görmezden gelinmiş olmaktadır. Bunun yerine çok daha kapsamlı ve detaylı bir analiz modeli geliştirilmiştir.

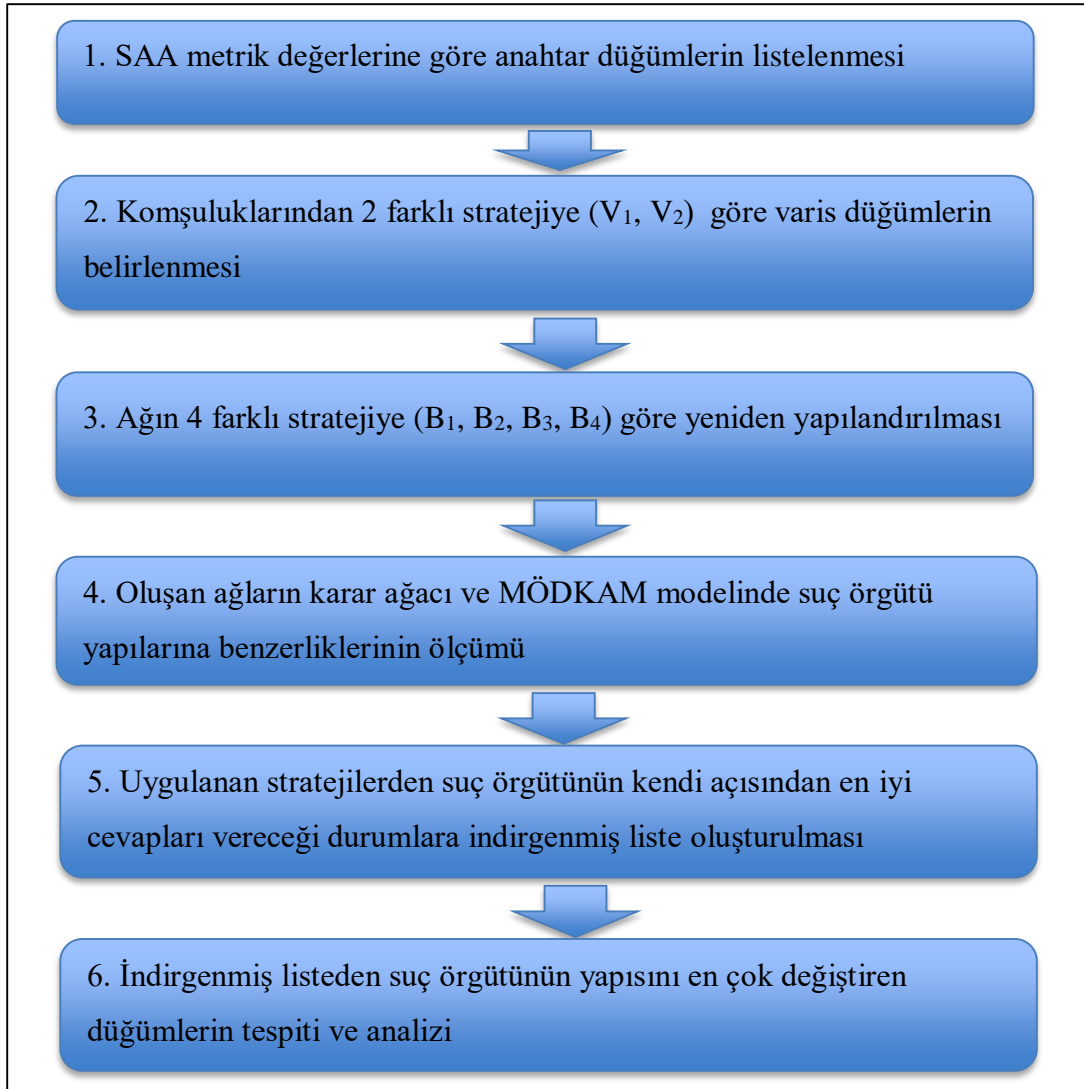
Tez kapsamında varis kişilerin tespiti ve analizine yönelik olarak önerdiğimiz 6 (altı) aşamadan oluşan modelin akış şeması Şekil 5.1'de verilmektedir. Buna göre ilk olarak ağ içerisinde önemli pozisyonlarda bulunan düğümlerin (kişilerin) tespit edilmesi gerekmektedir. Bu ağda yer alan düğümlerin SAA metrik değerlerinin birleşimleri ile oluşturulan YİZEK olarak adlandırdığımız metrik değerleri hesaplanarak büyükten küçüğe doğru önem sıralamasına göre liste oluşturulmaktadır. Sonrasında yer alan ikinci aşamada, her bir düğüm için belirlenen iki farklı stratejiye göre varis düğümü bulunmaktadır. Varis belirleme stratejileri bu bölümün alt başlıklarında ele alınmaktadır.

Varis belirleme işleminden sonra üçüncü aşamada, düğüm kaldırma işlemi uygulanarak varisin ilgili pozisyona geçmesi durumunda ağdaki yeni bağlantıların nasıl olacağına yönelik 4 farklı strateji önerilmektedir. Önerilen her bir stratejiye göre ağ yeniden yapılandırılmaktadır.

Ağın yeniden yapılandırılması sonrasında dördüncü aşamada, ağın genel durumunun ne yönde değiştiğinin ölçülmesi adına suç örgütlerinin tespitinde kullandığımız karar ağacı ve kutu grafiği analiz modelleri kullanılmaktadır.

Uygulanan varis belirleme ve ağın yeniden yapılandırılması stratejileri ile oluşan yeni ağların değişimlerinin ölçümlerinden sonraki beşinci aşamada, ağın öncelikle kendisi için en iyi olan stratejilerdeki gibi davranış göstermesi beklenebilir. Bu uygulanan stratejiler seçilen her bir anahtar düğüm için ağın karar ağacı modelinde suç örgütü olarak etiketlendiği ve benzerlik yüzdesinin ait olduğu örgüt yapısına en yüksek oranda olduğu stratejilere indirgenmektedir. Böylece uygulanan stratejilerden suç örgütünün kendi açısından en iyi cevapları vereceği durumlara indirgenmiş liste oluşturulmaktadır.

Son adımda indirgenmiş listeden güvenlik güçleri açısından ağda en fazla değişime sebebiyet veren (zarar veren) düğümler tespit edilerek değerlendirme yapılmaktadır. Böylece operasyon düzenlemesi sonucunda ağın göstereceği reaksiyona göre ağdaki en fazla zararı oluşturacak düğümler tespit edilmektedir. Son adımda farklı davranışlar sergilemesi muhtemel suç örgütlerinde karar vericilerin değerlendirmelerine bağlı olarak farklı analizler yapılması mümkündür.



Şekil 5.1. Varis kişilerin tespiti ve ağın yeniden yapılandırılması akış şeması.

Bu bölümün alt bölümlerinde sırasıyla anahtar düğümlerin tespiti, varis düğümlerin tespiti ve ağın yeniden yapılandırılması konuları ele alınmaktadır. Önerilen strateji ve yöntemlerin daha iyi açıklanabilmesi adına kokain ve terör örgütlerinden birer tanesi üzerinde örnek durum çalışmalarına yer verilmektedir.

5.1. Anahtar Düğümlerin Tespiti

Sosyal ağ analiz metriklerinden düğümlerin ağ içerisindeki pozisyonunu belirlemek için kullanılan metriklerden en yaygın kullanılan metrikler; derece, öz vektör, PageRank, CoreRank, arasındalık ve yakınlık metriği olup her biri düğümün farklı bir özelliğini açığa çıkarmaktadır.

Derece metriği düğümün bağlantı sayısını ölçmekte ve ağ içerisindeki etki gücünü bu sayı temelinde belirlemektedir. Derece düğümünün en önemli eksikliği ağ içerisinde düşük bağlantısı olan ancak yüksek bağlantılı birçok düğüme bağlı olan düğümlerin değerini düşük belirlemesidir. Bu eksikliği ortadan kaldıran öz vektör ve PageRank metriklerinin genel mantığı birbirlerine benzer olup ürettikleri sonuçlar aldıkları parametrelere göre farklı olabildiğinden anahtar düğümlerin tespitinde her iki metriğinde kullanılmasının faydalı olacağı değerlendirilmektedir. CoreRank metriği çekirdeklilik analizine göre aynı çekirdek gruplarında yer alan düğümleri çekirdek içerisindeki etki güçlerini açığa çıkarmada kullanılmakta, öz vektör ve PageRank metriklerinde yer alan yöntemi çekirdeklilik analizine dahil etmektedir. Arasındalık metriği ağ içerisinde gruplar arası bilgi akışını sağlayan düğümleri tespit etmede oldukça önemli bir yere sahiptir. Arasındalık metriği yüksek olan ancak diğer metrikler açısından düşük değerlere sahip düğümler ağ için kilit öneme sahip olabilmektedir. Bu açıdan arasındalık metriği anahtar düğümlerin tespitinde ana metriklerden birisi olmaktadır. Bir diğer metrik olan yakınlık metriği de ağ içerisinde bilgi akışını en hızlı yayacak olan düğümlerin açığa çıkarılmasını sağlamaktadır. Yakınlık metriği yüksek olan düğümler ağın faaliyetlerinin aksatılması ya da arttırılması adına önemli pozisyonda bulunmaktadır.

SAA metrikleri hesaplamasında her metrik düğümler için farklı değerler üretmektedir. Örneğin arasındalık metriği 0 ve 1 arası değerler alabilmesine rağmen ağın yapısına bağlı olarak düğümler genellikle 0'a yakın çok küçük değerler almaktadır. Metrikler açısından düğümlerin değerlerini belirleyebilmek ve farklı metriklerdeki konumlarını birbirleri ile kıyaslayabilmek için tüm metrik değerleri minimum maksimum normalizasyonuna tabi tutularak en küçük değerli düğümün 0, en büyük değerli düğümün 1 değeri alması sağlandı. Üretilen bu değerlerin ortalaması alınarak SAA metriklerinin birleşiminden oluşan YIZEK olarak adlandırdığımız bir metrik oluşturulmuştur. YIZEK metriği hesaplanması Eşitlik 23'te verilmektedir. C anahtar düğüm tespitine yönelik metrikleri içeren kümedir. $C = \{ \text{Derece, Öz Vektör, PageRank, CoreRank, Arasındalık, Yakınlık} \}$. $m(v)_{normal}$ v düğümünün ilgili merkezilik metriği değerinin $[0,1]$ aralığında normalleştirilmiş halidir. n ise anahtar düğüm tespitine yönelik metrikleri içeren kümenin eleman sayısıdır.

$$C_{YIZEK}(v) = \frac{\sum_{m \in C} m(v)_{normal}}{n}$$

(23)

YİZEK metrik değerleri hesaplanarak ağ içerisinde en yüksek değerlere sahip düğümler anahtar düğümler olarak belirlenmiş ve bu düğümlere yönelik olarak varis düğümlerinin analizleri gerçekleştirilmiştir. Stratejileri daha sade bir şekilde açıklayabilmek için ağdan çıkartılan anahtar düğüm K, onun varis düğümü V ile etiketlenmektedir. YİZEK(K) değeri K düğümünün YİZEK metriği ile hesaplanmış önem değerini vermektedir.

5.2. Varis Düğümlerin Tespiti

Varis kişilerin tespiti çalışmasında terör ve kokain ağlarında ağ içerisindeki anahtar düğümlerin yerlerini alacak varis düğümlerinin belirlenmesi her bir metrik değeri hesaplanarak üretilen sonuçlarından oluşturulan YİZEK metriği ile gerçekleştirilmiştir. Varis düğümlerin belirlenmesinde V_1 ve V_2 etiketli iki strateji önerilmektedir.

V_1 : Her düğümün komşuluğunda yer alan ve YİZEK metrik değeri açısından kendine eşit veya küçük en yakın değerli düğüm varis düğümdür. Böyle bir düğüm bulunamazsa en yakın değerli ilk düğüm varis düğümdür.

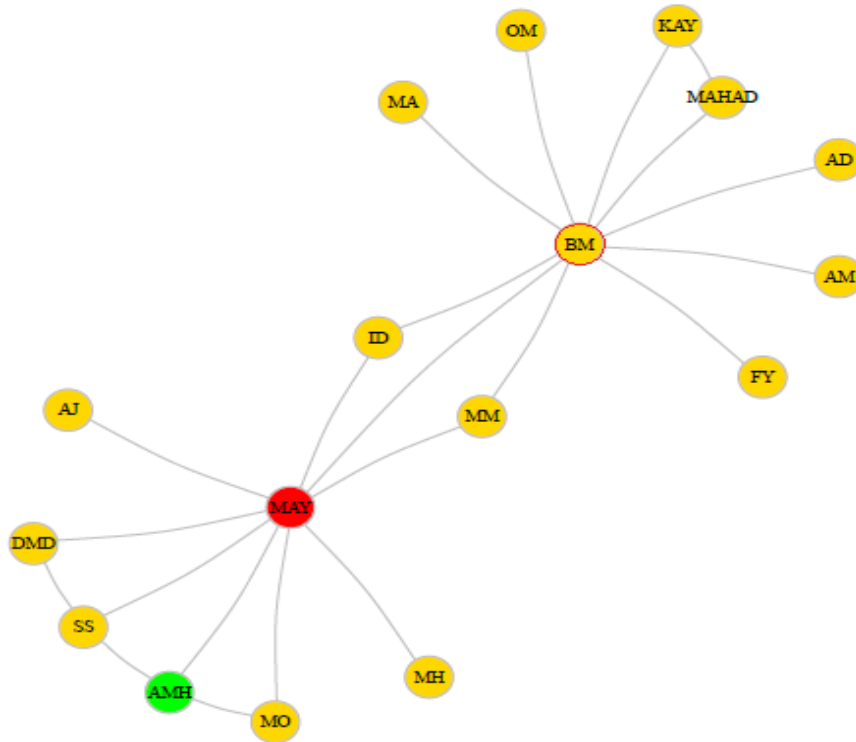
V_2 : Her düğümün komşuluğunda yer alan ve YİZEK metrik değeri açısından kendisine en yakın (büyük ya da küçük değerli) düğüm varis düğümdür.

Test veri setimizde yeralan SDFN terör ağı için hesaplanan YİZEK metrik değerlerine göre en yüksek değerli ilk 5 düğüm ve onların V_1 ve V_2 varis belirleme stratejilerine göre varisleri Çizelge 5.1’de verilmektedir.

Çizelge 5.1. SDFN terör ağında yer alan en önemli ilk 5 düğümün YİZEK metrik değerleri ve varis düğüm belirleme stratejilerine göre varis düğümleri.

Varis Belirleme Stratejisi	K Düğümü	YİZEK(K)	V Düğümü	YİZEK(V)
V_1	BM	0.9728	MAY	0.9059
V_1	MAY	0.9059	AMH	0.1778
V_1	AMH	0.1778	SS	0.1778
V_1	SS	0.1778	AMH	0.1778
V_1	ID	0.1741	MAY	0.9059
V_2	BM	0.9728	MAY	0.9059
V_2	MAY	0.9059	BM	0.9728
V_2	AMH	0.1778	SS	0.1778
V_2	SS	0.1778	AMH	0.1778
V_2	ID	0.1741	MAY	0.9059

SDFN ağında “MAY” etiketli düğüm için V_1 ve V_2 varis belirleme stratejilerine göre sırasıyla “AMH” ve “BM” etiketli düğümler varis olarak tespit edilmektedir. YİZEK metrik değerleri verilen Çizelge 5.1’de “MAY” etiketli düğüm 0.9059 değerine sahip olup, V_1 stratejisine göre kendisinden daha küçük 0.1778 değerine sahip “AMH”etiketli düğüm varis olarak belirlenmektedir. “MAY” etiketli düğüm için V_2 stratejisine göre kendisine en yakın değerli 0.9728 değerine sahip “BM” etiketli düğüm varis olarak belirlenmektedir. Şekil 5.2’de SDFN ağında kırmızı renkli “MAY” etiketli düğümün V_1 ve V_2 varis belirleme stratejilerine göre belirlenen varisleri “AMH” yeşil renk ile, “BM” çevresi kırmızı renk ile verilmektedir.



Şekil 5.2. SDFN terör ağı anahtar düğüm ve V_1 ve V_2 varis belirleme stratejilerine göre varisleri.

Düğümlerin yerine geçecek varis düğümlerin belirlenmesi işleminden sonra ağ içerisinde her bir düğüm için düğüm çıkartma işlemi gerçekleştirilerek ağın yeniden yapılandırılmasına yönelik stratejiler belirlenmiştir.

5.3. Ağın Yeniden Yapılandırılması

Varis düğümlerin tespiti ve ağdan düğüm çıkartılması işleminden sonra oluşan yeni ağ üzerinde varis düğümün ve çıkartılan düğümün diğer komşularının yeni bağlantılar oluşturması durumu aşağıdaki B_1 , B_2 , B_3 , B_4 olarak etiketlenen dört stratejiye göre belirlenmiştir.

B₁: V (Varis düğüm) düğümü yerine geçtiği K (ağdan çıkartılan anahtar düğüm) düğümünün kendisi ile ortak olmayan hiçbir bağlantısını (K düğümü ile ortak olmayan komşularına bağlantı kurmaz) devralmaz.

B₂: V düğümü yerine geçtiği K düğümünün kendisi ile ortak olmayan tüm bağlantılarını (K düğümü ile ortak olmayan diğer komşuları ile bağlantı kurar) devralır.

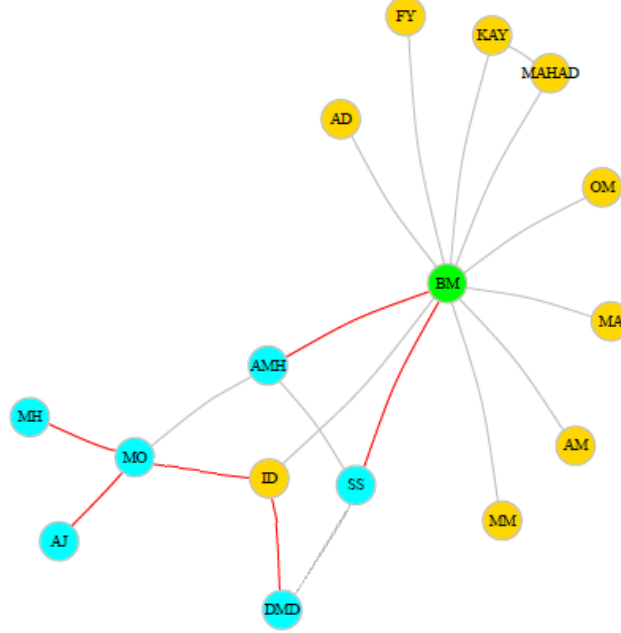
B₃: V düğümü yerine geçtiği K düğümünün kendisi ile ortak olmayan ve kendisine YİZEK metrik değeri belirlenen oranda (%30 oranında yakın) en yakın olan düğümlerine bağlantı kurar.

B₄: K düğümünün V düğümü ile ortak olmayan komşularından YİZEK metrik değeri açısından;

- a. V düğümünün değerinden küçük değerli olanlar K düğümünün komşularından kendi değerlerinden büyük ya da eşit en yakın değerli düğüme bağlanırlar,
- b. V düğümünün değerinden büyük değerli olanlar K düğümünün komşularından kendi değerlerinden küçük ya da eşit en yakın değerli düğüme bağlanırlar.

Bağlantı stratejilerini örneklendirmek amacıyla varis belirleme stratejilerinde kullandığımız SDFN terör ağını ele alabiliriz. “MAY” etiketli düğümün ağdan çıkartılması sonucu yerine “BM” etiketli düğümün geçtiği V_2 stratejisine göre B_1 bağlantı stratejisinde oluşan yeni ağ Şekil 5.3’te verilmektedir.

düğümüleri “MO” düğümüne, “MO” düğümü ve “DMD” düğümü de “ID” düğümüne bağlanmaktadır. “MAY” düğümünün yerine geçen “BM” düğümü de kendisinden küçük değerli en yakın düğümler olan SS” ve “AMH” düğümlerine bağlanmaktadır.



Şekil 5.5. SDFN terör ağı B4 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağ yapısı.

Varis kişilerin belirlenmesi ve ağın bağlantılarının yeniden yapılandırılmasına yönelik tanımlanan stratejilere göre oluşturulan tüm ağlar için ağa yönelik metrikler hesaplanmıştır. Bu hesaplamalar sonrası ağın karar ağacı modelinde terör, kokain ve yasal arkadaşlık ağları sınıflarından hangisi olarak etiketlendiği ve MÖDKAM modelinde ait olduğu suç örgütüne benzerlik yüzdesi ve ilk ağa göre yüzdesel değişimi verilmiştir. Böylece seçilecek varis belirleme ve bağlantı oluşturma stratejilerine göre oluşacak ağın yeni durumu suç örgütlerinin değerlendirilmesi bağlamında ortaya koyulmaktadır. Sonraki bölümde önerilen stratejileri daha anlaşılır kılabilmek ve uygulamasını gösterebilmek adına bir adet kokain ve bir adet terör ağı ele alınmıştır.

5.4. Örnek Durum Çalışmaları

Varis kişilerin tespiti ve analizine yönelik varis seçimi ve ağın yeniden yapılandırılması için belirlenen stratejilere örnek olması açısından gerçek veri setlerinde yer alan bir adet kokain suç örgütü ağı ve bir adet terör ağı seçilmiştir. Belirlenen stratejiler bu ağlar üzerinde adım adım ele alınmıştır.

5.4.1. MAMBO Kokain Suç Örgütü Örnek Durum Çalışması

MAMBO ağı 22 düğümden oluşan karakteristik özellikleri kokain suç örgütü yapısını MÖDKAM modelinde %100 oranında yansıtan bir ağdır.

MAMBO ağına yönelik hesaplanan metrik değerleri Çizelge 5.2’de yer almaktadır. MAMBO kokain ağının bu metrik değerlerine göre MÖDKAM modeli üzerinde benzerlik yüzdesi %100 çıkmaktadır. Ağdaki yeni bağlantılar ile oluşan değişimler bu yüzdedeği değişimlere göre hesaplanmaktadır.

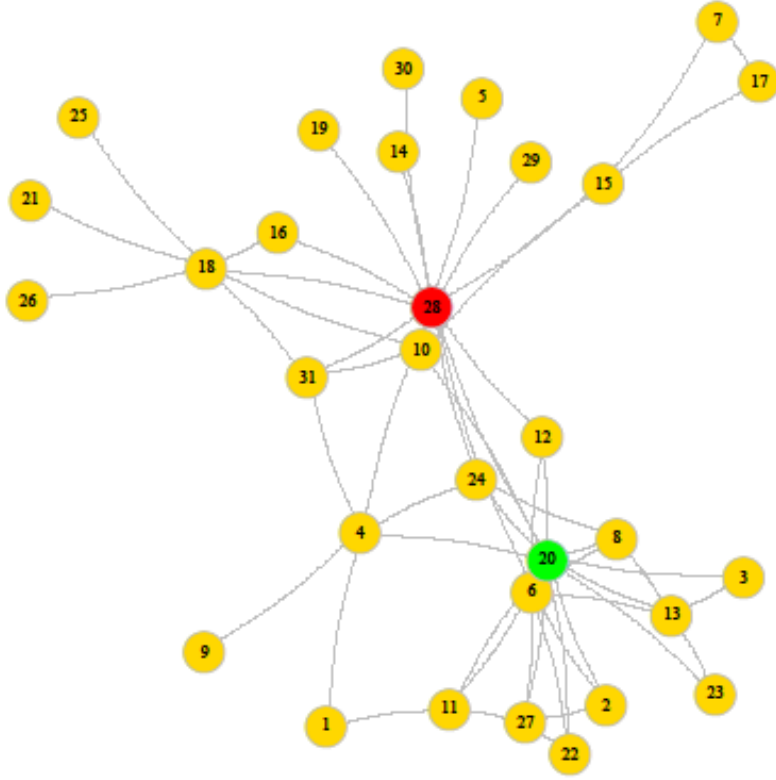
Çizelge 5.2. MAMBO kokain suç örgütü ağı için ağa yönelik metrik değerleri.

Metrik	Değer	Metrik	Değer
Yoğunluk	0.1247	Maksimum Arasındalık	0.5712
Geçişlilik	0.2973	Arasındalık Merkeziliği	0.5377
Çap	0.1333	Ortalama Yakınlık	0.4182
Ortalama En Kısa Yol	0.2243	Maksimum Yakınlık	0.6666
Ortalama Derece	0.1207	Yakınlık Merkeziliği	0.5223
Maksimum Derece	0.4838	Ortalama Öz Vektör	0.3025
Derece Merkeziliği	0.4011	Maksimum Öz Vektör	1
Ortalama Arasındalık	0.0507	Öz Vektör Merkeziliği	0.7455

Adım 1: İlk olarak MAMBO kokain suç örgütünde yer alan tüm düğümlerin SAA metrikleri hesaplanmıştır.

Adım 2: Hesaplanan SAA metriklerinden üretilen YİZEK metrik değerleriyle varis belirlemede kullandığımız iki stratejiye (V_1 : kendisinden küçük değerli en yakın düğüm, V_2 : kendisinden küçük ya da büyük en yakın değerli düğüm) göre bulunan varisler belirlenmiştir.

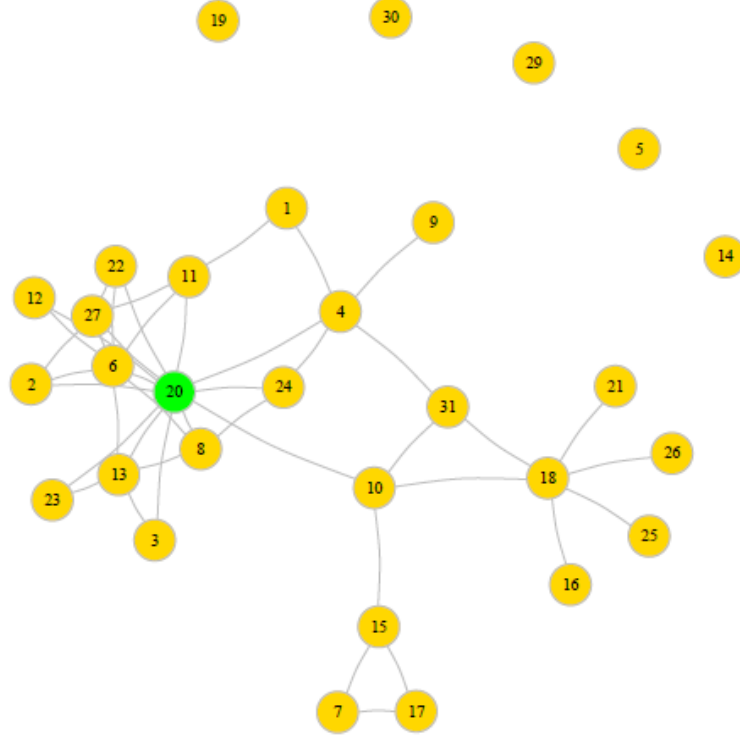
YİZEK metrik değeri en yüksek değerli olan 28 numaralı düğümün ilk stratejiye göre (V_1 stratejisi) ağ içerisinde bulunan 20 numaralı varis düğümünü gösterir çizge Şekil 5.6’da verilmektedir. Varis belirlemede ikinci strateji içinde 20 numaralı düğüm varis olarak tespit edildiğinden ilgili çizge gösterimine yer verilmemiştir.



Şekil 5.6. MAMBO ağı en yüksek değerli 28 numaralı düğüm için bulunan 20 numaralı varis düğümü gösteren çizge.

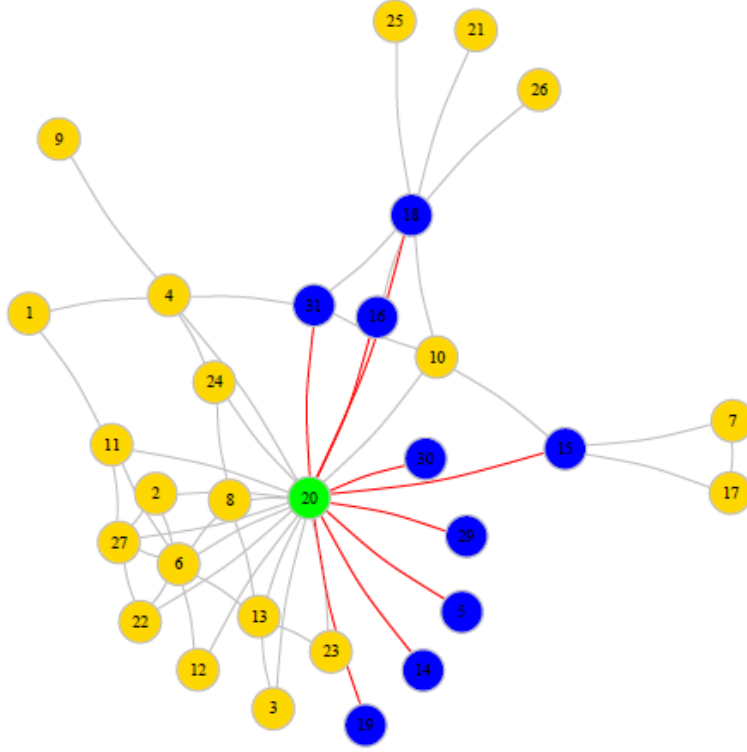
Adım 3: Varis belirleme adımından sonra dağdan düğüm çıkarma işlemi gerçekleştirilerek yeni bağlantı oluşturma stratejilerine (B_1 , B_2 , B_3 ve B_4) göre ağın yeniden yapılandırılması gerçekleştirilmiştir.

Adım 3.1: K düğümünün bağlantılarını devralmama (B_1) stratejisine göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.7’de verilmektedir. Oluşan yeni ağın parçalanmış olduğu görülmektedir. B_1 stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Yasal Arkadaşlık Ağı” olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise % 53.84 oranında kokain suç örgütüne benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %46.16 olmaktadır.



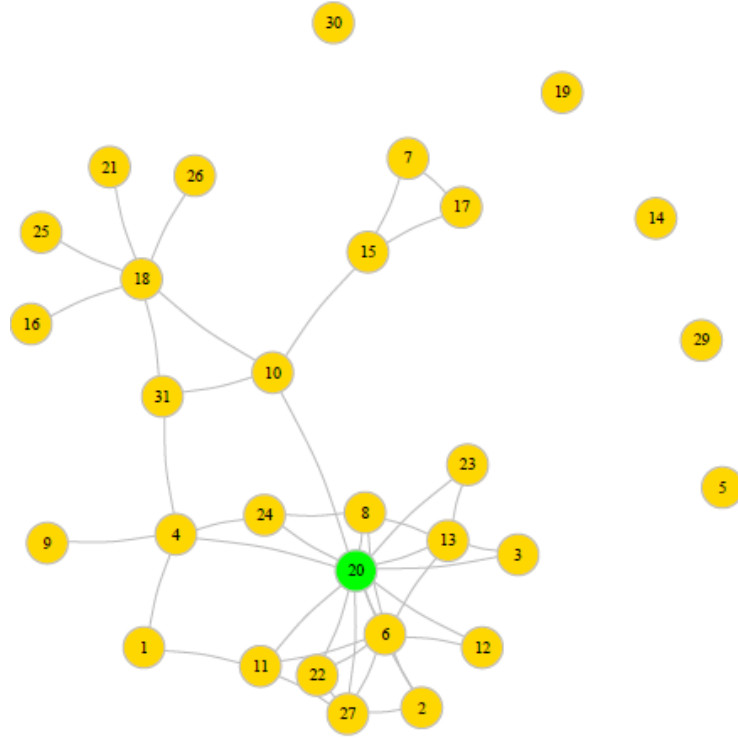
Şekil 5.7. MAMBO ağı B₁ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.2: İkinci bağlantı stratejisine (B₂) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.8’de verilmektedir. Bu stratejide kırmızı renkli bağlantılar yeni oluşan bağlantıları, mavi renkli düğümler ise varis düğümün yeni bağlantı kurduğu düğümleri temsil etmektedir. Oluşan ağ karar ağacı modelinde “Kokain Ağı” sınıfı olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise %62.522 oranında kokain ağına benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %37.478 olarak bulunmuştur.



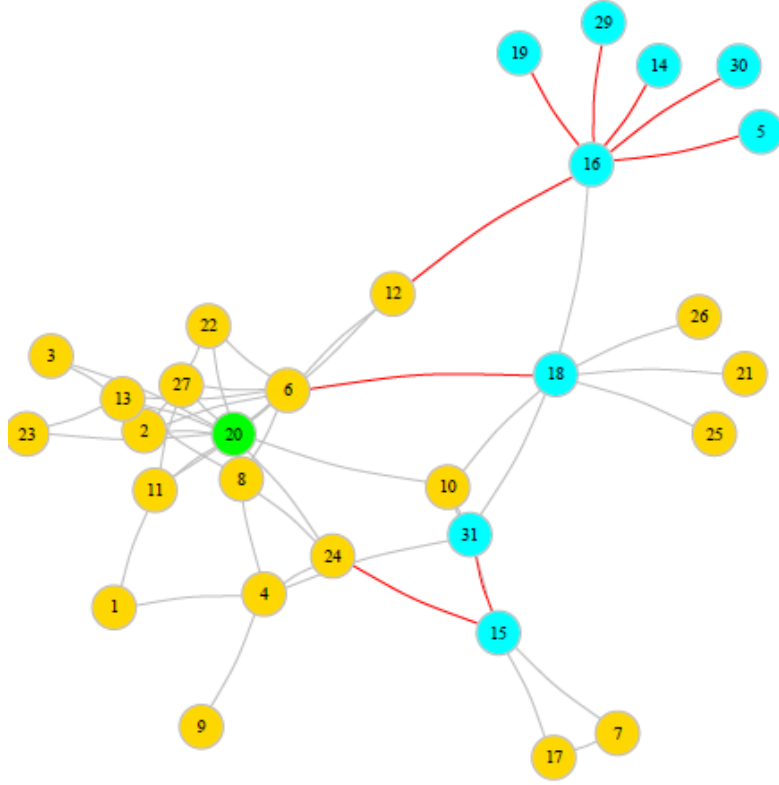
Şekil 5.8. MAMBO ağı B₂ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.3: Üçüncü bağlantı stratejisine (B₃) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.9’da verilmektedir. Bu stratejide amaç varis düğüme belirli oranda (%30) yakın düğümlerle bağlantı oluşturulmasıdır. Yani varis olan kişi yerine geçtiği kişinin kendisine yakın derecedeki kişilerle bağlantı kuracağı varsayımına dayanmaktadır. Yerine geçtiği kişinin düşük dereceli komşularına bağlantı kurmayacağı düşünülerek oluşturulmuş bir stratejidir. 28 numaralı düğümün kaldırılması sonucu yerine geçen 20 numaralı düğümün bu stratejiye göre yeni bağlantı oluşturmadığı görülebilmektedir. Sonuçlar B₁ bağlantı stratejisinde oluşan sonuçlarla aynı değerlere sahip olmaktadır. B₃ stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Yasal Arkadaşlık Ağı” olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise % 53.84 oranında kokain ağlarına benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %46.16 olmaktadır.



Şekil 5.9. MAMBO ağı B₃ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.4: Son olarak dördüncü bağlantı stratejisine (B₄) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.10’da verilmektedir. Bu stratejide amaç parçalanmayı önlemek adına K düğümünün (ağdan çıkartılan) V düğümü (varisi) ile ortak olmayan komşularının kendilerine en yakın düğümlerle bağlantı oluşturulmasıdır. Yani ağ içerisinde bir kişinin ağdan çıkartılması sonucu ona bağlı olan kişinin ortak komşuluklarında olan başka bir kişiye bağlanma durumunun oluşabileceği varsayımına dayanmaktadır. Bu strateji ağdan çıkartılan düğümün komşularının yanı sıra varis düğümün de yeni bağlantı oluşturma durumunu içermektedir. 28 numaralı düğümün ağdan çıkartılması sonucu yerine geçen 20 numaralı düğüm yeşil renkte gösterilmekte, 28 numaralı düğümün varis ile ortak olmayan diğer komşuları açık mavi renkte, onların oluşturduğu yeni bağlantılar ise kırmızı renkte gösterilmektedir. B₄ stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Yasal Arkadaşlık Ağı” olarak etiketlenmekte, kutu grafiği analiz modelinde ise % 63.609 oranında kokain suç örgütüne benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %36.391 olmaktadır.



Şekil 5.10. MAMBO ağı B4 bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 4: Son adım olan bu adımda düğümler için üretilen sonuçların değerlendirilmesi yapılmaktadır. Varis belirleme ve yeni bağlantı oluşturma stratejileri tüm düğümler için gerçekleştirilmiş olup, örnek durum çalışması kapsamında en yüksek değerli ilk 5 düğüm için analiz sonuçları verilmektedir. Çizelge 5.3'te MAMBO kokain ağındaki bulunan YİZEK metrik değeri en yüksek ilk 5 düğüm ve varis düğümleri verilmektedir. K ağdan çıkartılacak anahtar düğümü, $YİZEK(K)$ K düğümü için hesaplanan YİZEK metriği değerini, V K düğümü yerine geçecek olan varis düğümü, $YİZEK(V)$ V düğümü için YİZEK metrik değerini temsil etmektedir. K düğümünün ağdan çıkartılması ve yerine V düğümünün geçmesi ile farklı stratejilere göre oluşan yeni ağların karar ağacı ve MÖDKAM modelindeki sonuçları ve MÖDKAM modelindeki benzerlik değişim yüzdeleri Çizelge 5.3'te detaylı olarak yer almaktadır.

Çizelge 5.3. MAMBO kokain ağında yer alan en yüksek metrik değerli anahtar düğümler ve metrik değerleri.

Stratejiler	K	YİZEK(K)	V	YİZEK(V)	Karar Ağacı	Kokain Ağı MÖDKAM Benzerlik Yüzdesi	Benzerlik Değişim Yüzdesi
V1-B1	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	53.84	46.16
V1-B2	28	0.94	20	0.837	Kokain	62.522	37.478
V1-B3	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	53.84	46.16
V1-B4	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	63.609	36.391
V2-B1	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	53.84	46.16
V2-B2	28	0.94	20	0.837	Kokain	62.522	37.478
V2-B3	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	53.84	46.16
V2-B4	28	0.94	20	0.837	Yasal Arkadaşlık	63.609	36.391
V1-B1	20	0.837	6	0.531	Kokain	74.062	25.938
V1-B2	20	0.837	6	0.531	Kokain	79.45	20.55
V1-B3	20	0.837	6	0.531	Kokain	74.062	25.938
V1-B4	20	0.837	6	0.531	Kokain	74.062	25.938
V2-B1	20	0.837	28	0.94	Kokain	74.062	25.938
V2-B2	20	0.837	28	0.94	Kokain	62.522	37.478
V2-B3	20	0.837	28	0.94	Kokain	74.062	25.938
V2-B4	20	0.837	28	0.94	Kokain	47.63	52.37
V1-B1	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V1-B2	6	0.531	27	0.252	Kokain	38.531	61.469
V1-B3	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V1-B4	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.177	20.823
V2-B1	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V2-B2	6	0.531	27	0.252	Kokain	38.531	61.469
V2-B3	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.177	20.823
V2-B4	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.177	20.823
V1-B1	18	0.378	10	0.333	Yasal Arkadaşlık	55.967	44.033
V1-B2	18	0.378	10	0.333	Kokain	52.702	47.298
V1-B3	18	0.378	10	0.333	Yasal Arkadaşlık	55.694	44.306
V1-B4	18	0.378	10	0.333	Kokain	51.499	48.501
V2-B1	18	0.378	10	0.333	Yasal Arkadaşlık	55.694	44.306
V2-B2	18	0.378	10	0.333	Kokain	52.702	47.298
V2-B3	18	0.378	10	0.333	Yasal Arkadaşlık	55.967	44.033
V2-B4	18	0.378	10	0.333	Kokain	51.499	48.501

V1-B1	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.376	22.624
V1-B2	4	0.368	24	0.263	Kokain	37.557	62.443
V1-B3	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.649	22.351
V1-B4	4	0.368	24	0.263	Kokain	47.793	52.207
V2-B1	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.376	22.624
V2-B2	4	0.368	24	0.263	Kokain	37.83	62.17
V2-B3	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.649	22.351
V2-B4	4	0.368	24	0.263	Kokain	47.793	52.207

Çizelgede yer alan sonuçları ilk olarak varis belirleme stratejilerine göre değerlendirecek olursak bazı düğümlerin her iki varis belirleme stratejisinde de (V_1 , V_2) aynı varislerin belirlendiği, bazı düğümlerde ise farklı varislerin belirlendiği görülebilmektedir. 28, 6, 18 ve 4 numaralı düğümler için her iki stratejide de aynı varis düğümler belirlenmiştir. 20 numaralı düğüm için V_1 stratejisine göre 6 numaralı düğüm, V_2 stratejisine göre 28 numaralı düğüm varis olarak belirlenmiştir. Bulunan bu varislere göre farklı bağlantı stratejilerinde oluşan ağların karar ağacı ve MÖDKAM modeli sonuçları hesaplanarak oluşan ağın yeni durumları ve değişim oranları belirlenmiştir. Yeni bağlantı oluşturma stratejilerinde oluşan ağların karar ağacı modelinde çoğunlukla suç örgütü sınıfı olarak etiketlendiği, daha az sayıda sonucun ise yasal arkadaşlık ağı sınıfı olarak etiketlendiği görülebilmektedir. Karar ağacı modelini destekleyici ve daha dikkate değer sonuçlar elde edebilmek için MÖDKAM modelinin ürettiği benzerlik ve değişim yüzdeleri kullanılmaktadır. Bu sonuçlar ile belirlenen stratejilere göre ağın yeniden yapılandırılmasının olumlu/olumsuz olma durumlarının analizi gerçekleştirilebilmektedir.

Belirlenen stratejilerde ağın ne şekilde davranış göstereceği de önem arz etmektedir. Elde edilen sonuçları ağ açısından değerlendirecek olursak ağın öncelikle kendisi için en iyi olan stratejilerdeki gibi davranış göstermesi beklenebilir. Bu amaçla belirlenen anahtar düğümler için tüm stratejiler ağın karar ağacı modelinde kokain olarak etiketlendiği ve benzerlik yüzdesinin en yüksek olduğu stratejilere indirgenmektedir. Sonuçlardan örnek verecek olursak; 28 numaralı düğümü kaldırılınca, ağ buna $V \times B = 2 \times 4$ (8) farklı şekilde cevap verebilir. Bunlardan ağ için en iyi olan stratejiler V_1 -B₂ ve V_2 -B₂ stratejileridir. Çünkü bu stratejilerde değişim en düşük (%37.478) olmakta ve karar ağacı modelinde de hala kokain ağı olarak görülmektedir. Nihai olarak 28 numaralı düğümün ağdan

çıkartılmasıyla ağ için en iyi stratejinin bu stratejiler olduğu söylenebilir. Bu durumu ağdaki en önemli ilk 5 düğüm için gerçekleştirdiğimizde indirgenen stratejiler Çizelge 5.4'te verilmektedir. Bu aşamadan sonra ağın vereceği tepkiler arasından güvenlik güçlerinin amacına göre, yani ağa en fazla zarar verecek şekilde düşünülürse, 18 numaralı düğüm en uygun düğüm olarak karşımıza çıkmaktadır. Çünkü bu düğüm ağdan çıkartılınca, ağın vereceği en iyi cevap yine V₁-B₂ ve V₂-B₂ stratejileri olmakta ve ağ üzerinde oluşturulacak nihai kayıp %47.298 olmaktadır. Yani suç örgütü ağı en iyi hamlesini yapması durumunda dahi %47.298 oranında zarar görmektedir. Dolayısıyla güvenlik güçlerinin uygulaması önerilen en iyi hamle ağdan 18 numaralı düğümün ağdan çıkartılmasıdır.

Çizelge 5.4. MAMBO kokain ağında uygulanan stratejilerden ağın vereceği cevaba göre indirgenmiş sonuçlar.

Stratejiler	K	YİZEK(K)	V	YİZEK(V)	Karar Ağacı	Kokain Ağı MÖDKAM Benzerlik Yüzdesi	Benzerlik Değişim Yüzdesi
V1-B2	28	0.94	20	0.837	Kokain	62.522	37.478
V2-B2	28	0.94	20	0.837	Kokain	62.522	37.478
V1-B2	20	0.837	6	0.531	Kokain	79.45	20.55
V1-B1	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V1-B3	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V2-B1	6	0.531	27	0.252	Kokain	79.45	20.55
V1-B2	18	0.378	10	0.333	Kokain	52.702	47.298
V2-B2	18	0.378	10	0.333	Kokain	52.702	47.298
V1-B3	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.649	22.351
V2-B3	4	0.368	24	0.263	Kokain	77.649	22.351

5.4.2. 11 Eylül 2001 Terör Ağı Örnek Durum Çalışması

11 Eylül 2001 saldırılarını düzenleyen El Kaide bağlantılı terörist grubunu içeren ağ 61 düğümden oluşmakta olup, karakteristik özellikleri terörist suç örgütü yapısını kutu grafiği analiz modelinde %88.95 oranında yansıtan bir ağdır.

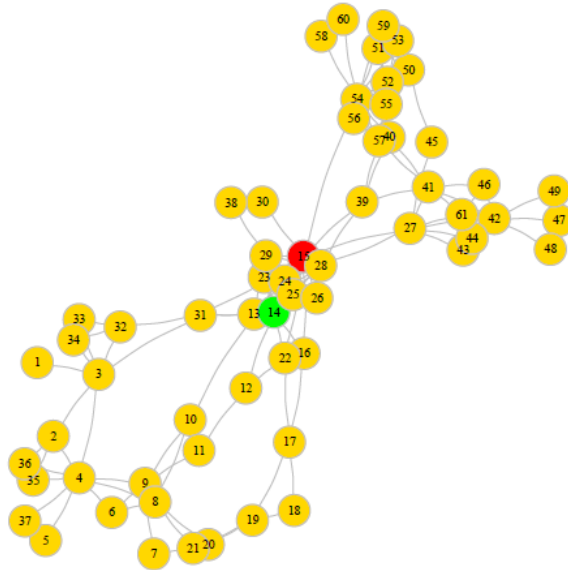
11 Eylül 2001 (SEP11) terör ağına yönelik hesaplanan metrik değerleri Çizelge 5.5'te yer almaktadır. SEP11 terör ağının ağa yönelik metrik değerleri üzerinden MÖDKAM benzerlik yüzdesi %88.95 çıkmaktadır. Ağdaki yeni bağlantılar ile oluşan değişimler bu yüzdedeği değişimlere göre hesaplanmaktadır.

Çizelge 5.5. SEP11 terör ağı için ağa yönelik metrik değerleri.

Metrik	Değer	Metrik	Değer
Yoğunluk	0.0715	Maksimum Arasındalık	0.5080
Geçişlilik	0.3755	Arasındalık Merkeziliği	0.4715
Çap	0.1166	Ortalama Yakınlık	0.2846
Ortalama En Kısa Yol	0.1717	Maksimum Yakınlık	0.4444
Ortalama Derece	0.0704	Yakınlık Merkeziliği	0.3276
Maksimum Derece	0.2459	Ortalama Öz Vektör	0.1741
Derece Merkeziliği	0.1844	Maksimum Öz Vektör	1
Ortalama Arasındalık	0.0442	Öz Vektör Merkeziliği	0.8538

Adım 1: İlk olarak 11 Eylül 2001 El Kaide terör örgütünde yer alan tüm düğümlerin SAA metrikleri hesaplanmıştır.

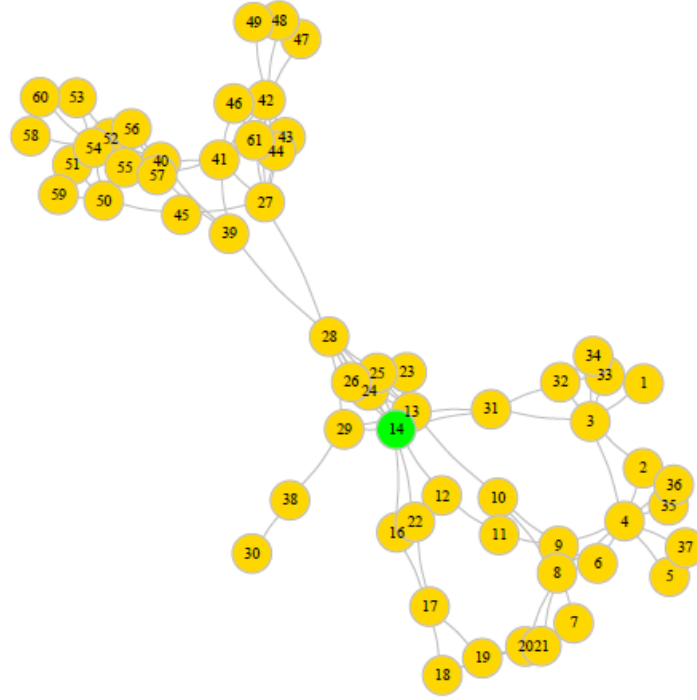
Adım 2: Hesaplanan SAA metriklerinden üretilen YİZEK metrik değerleriyle varis belirlemede kullandığımız iki stratejiye (V_1 : kendisinden küçük değerli en yakın düğüm, V_2 : kendisinden küçük ya da büyük en yakın değerli düğüm) göre bulunan varisler belirlenmiştir. Örnek çizge gösterimi olarak YİZEK metrik değeri en yüksek değerli olan 15 numaralı düğüm için ilk stratejiye göre (V_1 stratejisi) ağ içerisinde bulunan 14 numaralı varis düğüm Şekil 5.11’de verilmektedir. Varis belirlemede ikinci strateji içinde 14 numaralı düğüm varis olarak tespit edildiğinden ilgili çizge gösterimine yer verilmemiştir.



Şekil 5.11. SEP11 terör ağı en yüksek değerli 15 numaralı düğüm için bulunan 14 numaralı varis düğümü gösteren çizge.

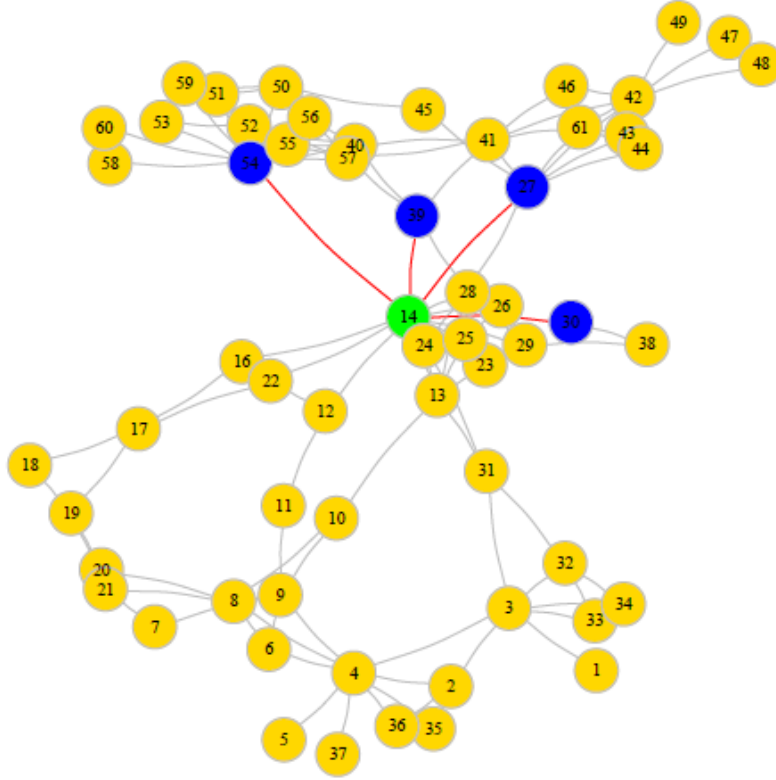
Adım 3: Varis belirleme adımından sonra ağdan düğüm çıkartma işlemi gerçekleştirilerek yeni bağlantı oluşturma stratejilerine (B₁, B₂, B₃ ve B₄) göre ağın yeniden yapılandırılması gerçekleştirilmiştir.

Adım 3.1: Ağdan çıkartılan düğümün bağlantılarını devralmama (B₁) stratejisine göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.12’de verilmektedir. B₁ stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Kokain Ağı” olarak etiketlenmekte, kutu grafiği analiz modelinde ise % 22.203 oranında terör ağlarına benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %66.747 olmaktadır. Bu düğümün ağdan çıkartılmasının B₁ bağlantı stratejisine göre ağ için en fazla etkiyi oluşturduğu söylenebilmektedir.



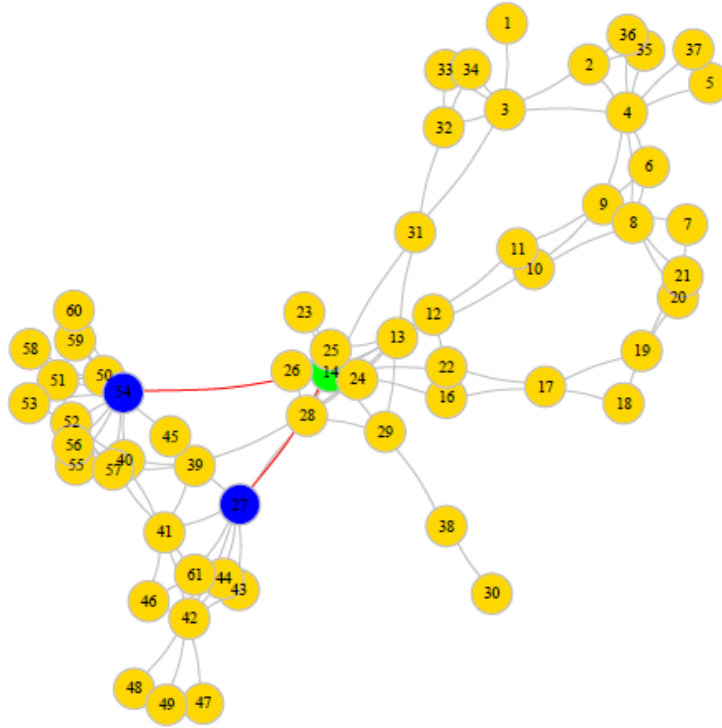
Şekil 5.12. SEP11 terör ağı B₁ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.2: İkinci bağlantı stratejisine (B₂) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.13’te verilmektedir. Bu stratejide kırmızı renkli bağlantılar yeni oluşan bağlantıları, mavi renkli düğümler ise varis düğümünün yeni bağlantı kurduğu düğümleri temsil etmektedir. Oluşan ağ karar ağacı modelinde kokain ağı sınıfı olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise %37.92 oranında terör ağına benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %51.03 olarak bulunmuştur. İkinci bağlantı stratejisinde de ağdaki değişim çok yüksek değerdedir.



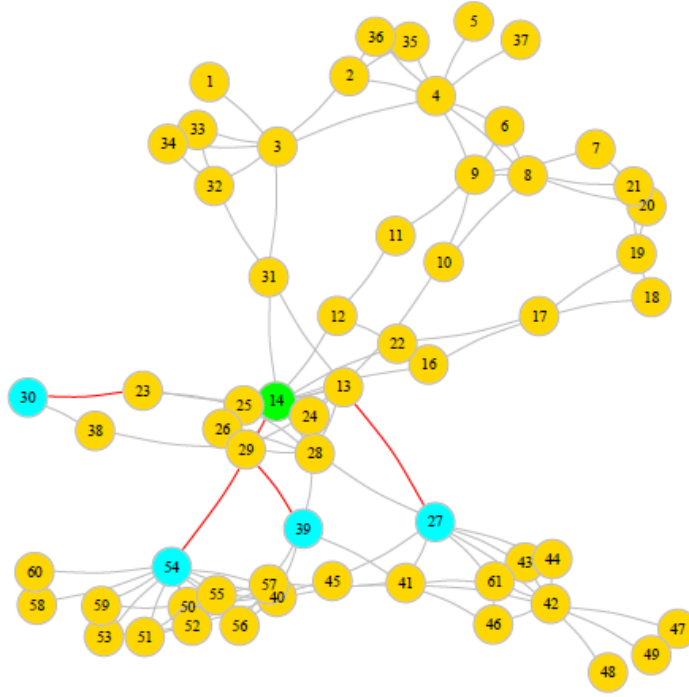
Şekil 5.13. SEP11 terör ağı B₂ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.3: Üçüncü bağlantı stratejisine (B₃) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.14’te verilmektedir. Bu stratejide amaç varis düğüme belirli oranda (%30) yakın düğümlerle bağlantı oluşturulmasıdır. Yani varis olan kişi yerine geçtiği kişinin kendisine yakın derecedeki kişilerle bağlantı kuracağı varsayımına dayanmaktadır. 15 numaralı düğümün ağdan çıkartılması sonucu yerine geçen 14 numaralı düğümün bu stratejiye göre 54 ve 27 numaralı düğümlere yeni bağlantı oluşturduğu görülebilmektedir. B₃ stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Kokain Ağı” olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise % 31.17 oranında terör ağına benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %57.833 olmaktadır.



Şekil 5.14. SEP11 terör ağı B₃ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 3.4: Son olarak dördüncü bağlantı stratejisine (B₄) göre oluşan ağın çizge gösterimi Şekil 5.15'te verilmektedir. 15 numaralı düğümün ağdan çıkartılması sonucu yerine geçen 14 numaralı düğüm yeşil renkte gösterilmekte, 15 numaralı düğümün varis ile ortak olmayan diğer komşuları açık mavi renkte, onların oluşturduğu yeni bağlantılar ise kırmızı renkte gösterilmektedir. B₄ stratejisine göre oluşan ağ karar ağacı modelinde “Yasal Arkadaşlık Ağı” olarak etiketlenmekte, MÖDKAM modelinde ise % 30.359 oranında kokain suç örgütüne benzemektedir. Ağın değişim yüzdesi %58.591 olmaktadır.



Şekil 5.15. SEP11 terör ağı B₄ bağlantı stratejisine göre oluşan yeni ağın çizge gösterimi.

Adım 4: Son adımda düğümler için üretilen sonuçların değerlendirilmesi yapılmaktadır. Varis belirleme ve yeni bağlantı oluşturma stratejileri tüm düğümler gerçekleştirilmiş olup, örnek durum çalışması kapsamında en yüksek değerli ilk 5 düğüm için analiz sonuçları verilmektedir. Çizelge 5.6’da SEP11 terör ağında bulunan YİZEK metrik değeri en yüksek ilk 5 düğüm için ve varis düğümleri verilmektedir.

Çizelge 5.6. SEP11 terör ağında yer alan en yüksek metrik değerli anahtar düğümler ve metrik değerleri.

Stratejiler	K	YİZEK(K)	V	YİZEK(V)	Karar Ağacı	Terör Ağı MÖDKAM Benzerlik Yüzdesi	Benzerlik Değişim Yüzdesi
V1-B1	15	1	14	0.68	Kokain	22.203	66.747
V1-B2	15	1	14	0.68	Kokain	37.92	51.03
V1-B3	15	1	14	0.68	Kokain	31.117	57.833
V1-B4	15	1	14	0.68	Yasal Arkadaşlık	30.359	58.591
V2-B1	15	1	14	0.68	Kokain	22.203	66.747
V2-B2	15	1	14	0.68	Kokain	37.92	51.03
V2-B3	15	1	14	0.68	Kokain	31.117	57.833

V2-B4	15	1	14	0.68	Yasal Arkadaşlık	30.359	58.591
V1-B1	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V1-B2	14	0.68	28	0.55	Yasal Arkadaşlık	31.117	57.833
V1-B3	14	0.68	28	0.55	Kokain	29.637	59.313
V1-B4	14	0.68	28	0.55	Kokain	29.637	59.313
V2-B1	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V2-B2	14	0.68	28	0.55	Yasal Arkadaşlık	31.117	57.833
V2-B3	14	0.68	28	0.55	Kokain	29.637	59.313
V2-B4	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V1-B1	54	0.608	40	0.255	Terör	45.834	43.116
V1-B2	54	0.608	40	0.255	Terör	94.01	-5.06
V1-B3	54	0.608	40	0.255	Terör	45.834	43.116
V1-B4	54	0.608	40	0.255	Terör	73.638	15.312
V2-B1	54	0.608	40	0.255	Terör	45.834	43.116
V2-B2	54	0.608	40	0.255	Terör	94.01	-5.06
V2-B3	54	0.608	40	0.255	Terör	45.834	43.116
V2-B4	54	0.608	40	0.255	Terör	73.638	15.312
V1-B1	28	0.55	13	0.529	Kokain	31.117	57.833
V1-B2	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	42.744	46.206
V1-B3	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	42.744	46.206
V1-B4	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	44.223	44.727
V2-B1	28	0.55	13	0.529	Kokain	31.117	57.833
V2-B2	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	42.744	46.206
V2-B3	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	44.223	44.727
V2-B4	28	0.55	13	0.529	Yasal Arkadaşlık	44.223	44.727
V1-B1	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B2	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B3	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B4	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V2-B1	13	0.529	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V2-B2	13	0.529	28	0.55	Yasal Arkadaşlık	42.744	46.206
V2-B3	13	0.529	28	0.55	Yasal Arkadaşlık	31.117	57.833
V2-B4	13	0.529	28	0.55	Kokain	29.637	59.313

Çizelgede yer alan sonuçları ilk olarak varis belirleme stratejilerine göre değerlendirecek olursak bazı düğümlerin her iki varis belirleme stratejisinde de (V_1 , V_2) aynı varislerin belirlendiği, bazı düğümlerde ise farklı varislerin belirlendiği görülebilmektedir. 15, 14, 54 ve 28 numaralı düğümler için her iki stratejide de aynı varis düğümler belirlenmiştir.

13 numaralı düğüm için V_1 stratejisine göre 25 numaralı düğüm, V_2 stratejisine göre 28 numaralı düğüm varis olarak belirlenmiştir. Bulunan bu varislere göre farklı bağlantı stratejilerinde oluşan ağların karar ağacı ve kutu grafiği analiz modeli sonuçları hesaplanarak oluşan ağın yeni durumları ve değişim oranları belirlenmiştir. Bu ağ gizliliği üst seviyede olan hücre yapılanması sergileyen karakteristik olarak özel bir ağ olduğundan yeni bağlantı oluşturma stratejilerinde oluşan ağlar karar ağacı modelinde her üç sınıfta (Kokain, Terör ve Yasal Arkadaşlık) da etiketlenebilmektedir. Ağın vereceği cevaplarda gizliliği yüksek kokain ağı yapısı ve terör ağı yapısı sergilemesi ağ adına olumlu gösterge olacaktır. Bu nedenle uygulanan stratejilere göre ağın vereceği tepkilerin karar ağacı modelinde kokain veya terör ağı olan ve terör ağlarına en yüksek benzerlik gösteren stratejiler olacağı söylenebilmektedir. En önemli düğümler için uygulanan stratejilerin indirgenmiş sonuçları Çizelge 5.7’de verilmektedir.

Çizelge 5.7. SEP11 terör ağında uygulanan stratejilerden ağın vereceği cevaba göre indirgenmiş sonuçlar.

Stratejiler	K	YİZEK(K)	V	YİZEK(V)	Karar Ağacı	Terör Ağı MÖDKAM Benzerlik Yüzdesi	Benzerlik Değişim Yüzdesi
V1-B2	15	1	14	0.68	Kokain	37.92	51.03
V2-B2	15	1	14	0.68	Kokain	37.92	51.03
V1-B1	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V2-B1	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V2-B4	14	0.68	28	0.55	Kokain	31.117	57.833
V1-B2	54	0.608	40	0.255	Terör	94.01	-5.06
V2-B2	54	0.608	40	0.255	Terör	94.01	-5.06
V1-B1	28	0.55	13	0.529	Kokain	31.117	57.833
V2-B1	28	0.55	13	0.529	Kokain	31.117	57.833
V1-B1	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B2	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B3	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V1-B4	13	0.529	25	0.418	Kokain	31.117	57.833
V2-B1	13	0.529	28	0.55	Kokain	31.117	57.833

Çizelge 5.7’de yer alan ağın göstereceği indirgenmiş sonuçlara göre, güvenlik güçlerince kaldırılmasıyla ağa en fazla zarar verecek düğümler 13, 14 ve 28 numaralı düğümlerdir. Çünkü ağda oluşturdukları değişim %57.833 ile en yüksek olan düğümlerdir. Bu

düğümlerden birisinin seçilmesi gerekmesi durumunda hangisinin seçileceğini belirlemek gerekmektedir. Bu durumda, suç örgütlerinde düşük önem değerine sahip kişilere ulaşmanın daha kolay olabileceği göz önünde bulundurulursa, düşük maliyetli ve daha az risk taşıyan operasyonlarla ağda daha fazla etki yaratacağı görülen düğüm seçilmelidir. Bu varsayımına göre YIZEK metrik değeri daha düşük olan 13 numaralı düğümün kaldırılmasının en düşük operasyon maliyeti ile ağa en fazla zararı verceği söylenebilir.

Çizelgeden çıkarılabilecek bir başka dikkate değer sonuçta oluşan yeni ağlarda kutu grafiği analizinde negatif değer üreten 54 numaralı düğüm için V_1-B_2 ve V_2-B_2 stratejilerinde çıkan %-5.06 negatif değerli sonuçtur. Burada yer alan negatif değer ağın önceki durumuna göre terör ağlarına daha da fazla benzerlik değeri ürettiğinin göstergesidir. Bu sonuç düzenlenecek operasyonlarda belirlenen bazı kişilerin ağdan çıkarılmasının, ağı güvenlik güçleri açısından istenenin aksine daha olumlu yönde etkileyebileceğinin göstergesi olmaktadır.

6. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Sunulan tez çalışmasının sonuçları dört temel başlık altında değerlendirilmiştir. Bunlardan birincisi tez kapsamında 4. bölümde verilen gerçek bazı terör ve kokain suç örgütlerinin oluşturduğu ağ yapılarının SAA metrikleri açısından yapısal olarak analizlerinin gerçekleştirilmesi ve normal sosyal ağlardan (arkadaşlık, iş ağları vb.) farklılıklarının incelenmesidir. Bu kapsamda, farklı türdeki gerçek suç örgütlerinin (terör, kokain örgütleri) oluşturdukları ağ yapılarının ve yasal arkadaşlık ağ yapılarının her bir SAA metrik sonuçları üzerinden çubuk grafikleri ve kutu grafikleri ile birbirlerinden farklılıkları ortaya koyulmaya çalışılmıştır. SAA metriklerinden yoğunluk ve geçişlilik metrikleri, suç örgütlerinin ve yasal arkadaşlık ağlarının birbirlerinden ayırt edilmesinde kullanılabilecek en etkili metrikler olarak görülmüştür.

SAA metriklerinin tekil olarak değerlendirilmesiyle, bir ağı suç örgütü ağı olarak etiketlemenin doğru bir yaklaşım olmayacağı açıktır. Bu nedenle tez kapsamında yine 4. bölümde verilen ikinci temel başlığımızda metrikleri bir arada değerlendirerek daha etkili sonuçlar elde edebilme adına makine öğrenmesi algoritmalarından ve istatistiksel yöntemlerden faydalanılarak suç örgütlerine benzer ağların tespit edilebilmesine yönelik modeller önerilmiştir. İlk önerilen model karar ağacı öğrenme modeli olup, gerçek veri setleri üzerinde eğitilen model gerçek suç örgütleri test verisi üzerinde oldukça başarılı sonuçlar üretmiştir. Dört adet gerçek suç örgütü test verisinden üçünü suç örgütü olarak sınıflandırmıştır. Karar ağacının 16 (on altı) SAA metriğinden 4 (dört) tanesini ağaç üzerindeki düğümlerde ayırım kriteri olarak modellemesi, kalan 12 (on iki) metriğin sınıflandırmada katkısının olmamasına neden olmuştur. Nitekim karar ağacında yer alamayan bazı metriklerin her bir sınıfı diğerlerinden ayırt etmede başarılı oldukları kutu grafikleri ve çubuk grafikleri analizlerinde görülmüştür. Bu durumun olumsuz etkisini azaltma ve herhangi bir ağın suç örgütlerine yüzdesel olarak benzerlik oranını üretebilme adına, tüm SAA metriklerinin sınıfları birbirlerinden ayırmadaki önem değerleri rastgele orman ve karar ağacı öğrenme modelleri ile hesaplanmış, hesaplanan bu sonuçları kutu grafikleri analizleri ile birlikte kullanan yeni bir model geliştirilmiştir. *Metrik Önem Değerleri Destekli Kutu Grafiği Analiz Modeli (MÖDKAM)* olarak adlandırdığımız bu model ile gerçekleştirilen testlerde suç örgütlerine benzerlik oranları üretilerek karar ağacı modeli ile kıyaslama işlemi gerçekleştirilmiştir. Gerçek suç örgütleri test verisi ile yapılan model test sonuçları %50'den fazla benzerlik oranında gerçekleşmiştir. Bu model

ile suç örgütleri ile mücadele eden güvenlik güçlerinin uyarılması adına, belirlenecek bir eşik değerinin üstünde suç örgütlerine benzerlik oranına sahip ağların suç örgütü olabileceği uyarısının yapılabilmesi mümkün olmaktadır. MÖDKAM modelini kullandığımız bir diğer alan suç örgütlerine düzenlenecek operasyonlarla etkisizleştirilen kişilerin ağ üzerinde oluşturduğu değişimin tespit edilmesi olmuştur. Suç örgütlerinin normal ağlardan ayırt edilerek sınıflandırılabilmesinde kullandığımız bir başka yöntem, alt çizgelerden oluşan motif yapılarının frekans analizleri olmuştur. Bu yöntemin suç örgütleri ağları üzerine uygulanmasına yönelik literatürde bizim bildiğimiz başka bir çalışma bulunmamaktadır. Bu yöntem ile her bir ağ sınıfının (terör, kokain ve yasal arkadaşlık) motif frekanslarının çizgi grafikleri gösterimi gerçekleştirilmiş ve ağları birbirinden ayırt edebilecek motif tipleri belirlenmiştir. Dörtlü motiflerden yıldız, zincir ve üçlü döngü(3 loop out) motiflerinin ağların birbirlerinden ayırt edilmesinde önemli sonuçlar üretebileceği görülmüştür.

Karar ağacı ve MÖDKAM modeli gerçek suç örgütü ağları yanında sentetik çizge üreteçleri ile üretilen ağlar ile de test edilmiştir. Bu noktada sentetik çizge üreteçlerinin suç örgütlerine benzer ağ üreten parametreleri tespit edilmiştir. Böylece gerçekleştirilen test çalışması, elde edilmesi güç olan suç örgütleri ağ yapılarının sentetik olarak üretilmesi adına bir ön çalışma olarak değerlendirilmiştir.

Tez kapsamında 5. bölümde ele alınan üçüncü temel başlığımız suç örgütlerinde yer alan anahtar rollerdeki kişilerin varislerinin tespitine ve anahtar rollerdeki kişilerin operasyonlarla ağdan çıkartılması sonucu varislerinin oluşturacağı yeni bağlantılara yönelik farklı stratejiler içeren modelin oluşturulmasıdır. Bu amaçla anahtar kişilerin ve varislerinin tespitine yönelik SAA metriklerinin birleşimi ile YİZEK olarak adlandırdığımız yeni bir metrik önerilmiştir. 2 farklı varis belirleme stratejisi ve 4 farklı yeni bağlantı oluşturma stratejisine göre oluşabilecek ağlar üretilmiştir.

5. Bölümde ele alınan dördüncü temel başlığımızda da suç örgütleri içerisinde üyelerinin çıkartılması sonucu farklı stratejilere göre oluşacak yeni ağların suç örgütü yapılarına benzerliklerinin değişiminin incelenmesi ve çıkartılmasıyla ağa en fazla zararı verecek olan düğümün tespiti gerçekleştirilmiştir. Varis belirleme ve anahtar kişilerin ağdan çıkartılması işlemi sonrası varisin ilgili pozisyona geçmesi durumunda ağdaki yeni

bağlantıların nasıl olacağına yönelik 4 farklı strateji göre ağ yeniden yapılandırılmıştır. Ağın yeniden yapılandırılması sonrası, ağın yapısının değişiminin ölçülmesi adına suç örgütlerinin tespitinde kullandığımız karar ağacı ve MÖDKAM modeli kullanılmıştır. Yeniden yapılanma sonrası oluşacak ağın öncelikle kendisi için en iyi olan stratejilerdeki gibi davranış göstermesinin bekleneceği varsayımı ile hareket edilmiştir. Bu varsayımına bağlı olarak farklı stratejilere göre oluşan ağlar, karar ağacı modelinde suç örgütü olarak etiketlenen ve benzerlik yüzdesinin suç örgütlerine yüksek oranda olduğu durumlara indirgenmiştir. Böylece uygulanan stratejilerden suç örgütünün kendi açısından en iyi cevapları vereceği durumlara indirgenmiş liste oluşturulmuştur. İndirgenmiş listeden güvenlik güçleri açısından ağda en fazla değişime sebebiyet veren (zarar veren) düğümler tespit edilmiştir. Böylece operasyon düzenlemesi sonucunda ağın göstereceği reaksiyona göre ağdaki en fazla zararı oluşturacak düğümlerin tespit edilebilmesi sağlanmıştır. Varislerin tespitine ve ağın yeniden yapılandırılmasına yönelik önerdiğimiz yaklaşımlar gerçek terör ve kokain suç örgütü üzerinde durum çalışması olarak verilmiştir. Bu durum çalışmalarında ağ içerisinde daha az önemli kişilerin ağdan çıkartılmasının ağda daha fazla değişime sebebiyet vererek ağa daha fazla zarar verilebileceği sayısal sonuçlar ile görülmüştür. Böylece ağda daha az operasyon riski ile daha düşük önemdeki kişilere düzenlenecek operasyonların, ağda daha fazla etki yaratabileceği öngörülebilmektedir. Durum çalışmalarından elde edilen bir başka önemli sonuç seçilecek bazı anahtar kişilerin ağdan çıkartılmasının, ağın önceki durumuna göre suç örgütü ağlarına daha da fazla benzerlik değeri üretmiş olmasıdır. Bu sonuç düzenlenecek operasyonlarda belirlenen bazı kişilerin ağdan çıkartılmasının, ağı güvenlik güçleri açısından istenenin aksine daha olumlu yönde etkileyebileceğinin göstergesi olmaktadır.

Nihai sonuç olarak olarak tez kapsamında önerilen model ve yaklaşımların sayısal olarak başarılı sonuçlar üretmesine rağmen alanda uzman kişilerin desteği olmadan bir ağı suç örgütü olarak etiketlemenin ve operasyon düzenlenecek kişilerin tespitinin doğru bir yaklaşım olmayacağı değerlendirilmektedir.

6.1. İlave Yapılabilecek Çalışmalar

Suç örgütlerinin göstermiş olduğu karakteristik özellikler ağa yönelik SAA metrikleri ile yapılan analizlerde genel olarak ortaya çıkarılmaktadır. Elde edilen sonuçlar ile büyük boyutlu veri içeren sosyal ağlarda alt çizge arama yöntemleri ile suç örgütü yapısı sergileyen ağların tespit edilmesi gerçekleştirilebilecektir.

Suç örgütlerine yönelik gerçek verilerinin elde edilmesi oldukça güç olmaktadır. Bu nedenle karakteristik özellikleri bilinen olan suç örgütleri ağlarının sentetik olarak üretilmesi mümkün olabilecek, bu amaçla yapılacak analiz çalışmalarında gerçek veri setleri ile birlikte sentetik verilerinde kullanımı gerçekleştirilebilecektir.

Suç örgütü ağları içerisinde güvenlik güçlerine bağlı olan kişilerin suç örgütünde aktif konumlara gelebilmesi adına ağların içerisinden çıkartılması gereken kişilerin tespitine yönelik modeller geliştirilebilecektir.

Terör örgütlerinin önemli bir bölümünün örgüt liderlerinin etkisiz hale getirilmesi sonucu veya barışçıl yollarla silah bırakmakta oldukları göz önünde bulundurulursa; ağlara ait niceliksel ve yapısal özelliklerin yanında üyelere ait kişisel niteliklerinde analizlere dahil edilmesi ile ağlarda yer alan şahin kanat olarak nitelendirilen üyelere yapılacak operasyonlarla, ağlarda yer alan fikirsel olarak ılımlı ve barışçıl yollar izlenmesini öneren üyelerin daha etkin olabilmeleri sağlanabilecektir.

Tez çalışması kapsamında önerilen model ve yaklaşımların etiketli ve gerçek farklı suç örgütleri üzerinde uygulanması ile elde edilen sonuçların, alanda uzman kişiler tarafından değerlendirilmesinin önerilen model ve yaklaşımların gelişmesine katkı sağlayacağı öngörülmektedir.

7. KAYNAKLAR

- [1] E. Göksu, Kutadgu Bilig'e göre türk savaş sanatı., J. Int. Soc. Res. 1 (2009).
- [2] L. Euler, Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis, Comment. Acad. Sci. Petropolitanae. (1741) 128–140.
- [3] A.T. Chatfield, C.G. Reddick, U. Brajawidagda, Tweeting propaganda, radicalization and recruitment: Islamic state supporters multi-sided twitter networks, in: Proc. 16th Annu. Int. Conf. Digit. Gov. Res., 2015: pp. 239–249.
- [4] P.J. Carrington, Crime and social network analysis, SAGE Handb. Soc. Netw. Anal. (2011) 236–255.
- [5] F. Calderoni, Social network analysis of organized criminal groups, Encycl. Criminol. Crim. Justice. (2014) 4972–4981.
- [6] M.A. Shaikh, W. Jiabin, Network structure mining: locating and isolating core members in covert terrorist networks, WSEAS Trans. Inf. Sci. Appl. 5 (2008) 1011–1020.
- [7] D. Helbing, D. Brockmann, T. Chadeaux, K. Donnay, U. Blanke, O. Woolley-Meza, M. Moussaid, A. Johansson, J. Krause, S. Schutte, others, Saving human lives: What complexity science and information systems can contribute, J. Stat. Phys. 158 (2015) 735–781.
- [8] Y. Gao, X. Wang, L. Wang, A platform for reshaping organizational networks, Chinese Control Conf. CCC. 1 (2017) 11278–11283. doi:10.23919/ChiCC.2017.8029156.
- [9] F. Spezzano, V.S. Subrahmanian, A. Mannes, Reshaping terrorist networks, Commun. ACM. 57 (2014) 60–69. doi:10.1145/2632661.2632664.
- [10] S.F. Everton, D. Cunningham, Dark network resilience in a hostile environment: optimizing centralization and density, Criminol. Crim. Just. L Soc'y. 16 (2015) 1.
- [11] R.M. Bakker, J. Raab, H.B. Milward, A preliminary theory of dark network resilience, J. Policy Anal. Manag. 31 (2012) 33–62.
- [12] A. Goodarzinick, M.D. Niry, A. Valizadeh, M. Perc, Robustness of functional networks at criticality against structural defects, Phys. Rev. E. 98 (2018) 22312.

- [13] M. Jalili, M. Perc, Information cascades in complex networks, *J. Complex Networks*. 5 (2017) 665–693.
- [14] J.A. Bondy, U.S.R. Murty, others, *Graph theory with applications*, Citeseer, 1976.
- [15] D.B. West, others, *Introduction to graph theory*, Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 1996.
- [16] A. Gibbons, *Algorithmic graph theory*, Cambridge university press, 1985.
- [17] E.W. Dijkstra, A note on two problems in connexion with graphs, *Numer. Math.* 1 (1959) 269–271.
- [18] R. Bellman, On a routing problem, *Q. Appl. Math.* 16 (1958) 87–90.
- [19] L.R. Ford Jr, *Network flow theory*, 1956.
- [20] P. Hage, F. Harary, Eccentricity and centrality in networks, *Soc. Networks*. 17 (1995) 57–63.
- [21] F. Karinthy, Chain-links, *Everything Is Differ.* (1929).
- [22] M. Gurevitch, *The social structure of acquaintanceship networks*, Massachusetts Institute of Technology, 1961.
- [23] D. MacRae, Direct factor analysis of sociometric data, *Sociometry*. 23 (1960) 360–371.
- [24] S. Milgram, The small world problem, *Psychol. Today*. 2 (1967) 60–67.
- [25] J. Leskovec, E. Horvitz, *Worldwide buzz: Planetary-scale views on an instant-messaging network*, 2007.
- [26] S.E. Smriti Bhagat, M. Burke, C. Diuk, I.O. Filiz, (2016). <https://research.fb.com/three-and-a-half-degrees-of-separation/> (Eriřim tarihi: 10 Nisan 2019).
- [27] R. Milo, S. Shen-Orr, S. Itzkovitz, N. Kashtan, D. Chklovskii, U. Alon, Network motifs: simple building blocks of complex networks, *Science* (80-.). 298 (2002) 824–827.
- [28] N. Kashtan, S. Itzkovitz, R. Milo, U. Alon, Efficient sampling algorithm for estimating subgraph concentrations and detecting network motifs, *Bioinformatics*. 20 (2004) 1746–1758.

- [29] S. Wernicke, F. Rasche, FANMOD: a tool for fast network motif detection, *Bioinformatics*. 22 (2006) 1152–1153.
- [30] Z.R.M. Kashani, H. Ahrabian, E. Elahi, A. Nowzari-Dalini, E.S. Ansari, S. Asadi, S. Mohammadi, F. Schreiber, A. Masoudi-Nejad, Kavosh: a new algorithm for finding network motifs, *BMC Bioinformatics*. 10 (2009) 318.
- [31] J. Chen, W. Hsu, M.L. Lee, S.-K. Ng, NeMoFinder: Dissecting genome-wide protein-protein interactions with meso-scale network motifs, in: *Proc. 12th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, 2006: pp. 106–115.
- [32] S. Omid, F. Schreiber, A. Masoudi-Nejad, MODA: an efficient algorithm for network motif discovery in biological networks, *Genes Genet. Syst.* 84 (2009) 385–395.
- [33] J.A. Grochow, M. Kellis, Network motif discovery using subgraph enumeration and symmetry-breaking, in: *RECOMB, 2007*: pp. 92–106.
- [34] F. Schreiber, H. Schwobbermeyer, Frequency concepts and pattern detection for the analysis of motifs in networks, *Lect. Notes Comput. Sci.* 3737 (2005) 89–104.
- [35] R. Milo, S. Itzkovitz, N. Kashtan, R. Levitt, S. Shen-Orr, I. Ayzenshtat, M. Sheffer, U. Alon, Superfamilies of evolved and designed networks, *Science* (80-.). 303 (2004) 1538–1542.
- [36] H. Xiong, D. Capurso, S. Sen, M.R. Segal, Sequence-based classification using discriminatory motif feature selection, *PLoS One*. 6 (2011) e27382.
- [37] K. Buza, L. Schmidt-Thieme, Motif-based classification of time series with bayesian networks and svms, in: *Adv. Data Anal. Data Handl. Bus. Intell.*, Springer, 2009: pp. 105–114.
- [38] V. Kunik, Z. Solan, S. Edelman, E. Ruppín, D. Horn, Motif extraction and protein classification, in: *Comput. Syst. Bioinforma. Conf. 2005. Proceedings. 2005 IEEE*, 2005: pp. 80–85.
- [39] E.P. Xing, R.M. Karp, MotifPrototyper: a Bayesian profile model for motif families, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 101 (2004) 10523–10528.
- [40] A. Broder, R. Kumar, F. Maghoul, P. Raghavan, S. Rajagopalan, R. Stata, A. Tomkins, J. Wiener, M.O. Jackson, B.W. Rogers, J. Leskovec, D. Chakrabarti, J.

- Kleinberg, C. Faloutsos, Z. Ghahramani, Kronecker graphs: An approach to modeling networks, *J. Mach. Learn. Res.* 97 (2010) 309–320.
- [41] D. Chakrabarti, Y. Zhan, C. Faloutsos, R-MAT: A recursive model for graph mining, in: *Proc. 2004 SIAM Int. Conf. Data Min.*, 2004: pp. 442–446.
- [42] A. Broder, R. Kumar, F. Maghoul, P. Raghavan, S. Rajagopalan, R. Stata, A. Tomkins, J. Wiener, Graph structure in the web, *Comput. Networks.* 33 (2000) 309–320.
- [43] S.L. Tauro, C. Palmer, G. Siganos, M. Faloutsos, A simple conceptual model for the internet topology, in: *GLOBECOM'01. IEEE Glob. Telecommun. Conf. (Cat. No. 01CH37270)*, 2001: pp. 1667–1671.
- [44] M.S. Cinar, B. Genc, H. Sever, Identifying criminal organizations from their social network structures, *Turkish J. Electr. Eng. Comput. Sci.* 27 (2019) 421–436.
- [45] M.S. Cinar, B. Genc, H. Sever, V. V. Raghavan, Analyzing Structure of Terrorist Networks by Using Graph Metrics, *Proc. - 2017 IEEE Int. Conf. Big Knowledge, ICBK 2017.* (2017) 9–16. doi:10.1109/ICBK.2017.24.
- [46] P.A. Lupsha, Networks versus networking: analysis of an organized crime group, *Career Crim.* (1983) 59–87.
- [47] C. Morselli, *Inside criminal networks*, Springer, 2009.
- [48] A. Gimenez-Salinas Framis, Illegal networks or criminal organizations, *Power, Roles Facil. Four Cocaine Traffick. Struct.* (2011).
- [49] P. ERDdS, A. R&wi, On random graphs I, *Publ. Math. Debrecen.* 6 (1959) 290–297.
- [50] A.-L. Barabási, R. Albert, Emergence of scaling in random networks, *Science* (80-.). 286 (1999) 509–512.
- [51] D.J. Watts, S.H. Strogatz, Collective dynamics of small-world networks, *Nature.* 393 (1998) 440.
- [52] K. Faust, S. Wasserman, Blockmodels: Interpretation and evaluation, *Soc. Networks.* 14 (1992) 5–61.
- [53] M.O. Jackson, B.W. Rogers, Meeting strangers and friends of friends: How random are social networks?, *Am. Econ. Rev.* 97 (2007) 890–915.

- [54] M. Bastian, S. Heymann, M. Jacomy, Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks, in: Third Int. AAAI Conf. Weblogs Soc. Media, 2009.
- [55] J. Ellson, E. Gansner, L. Koutsofios, S.C. North, G. Woodhull, Graphviz—open source graph drawing tools, in: Int. Symp. Graph Draw., 2001: pp. 483–484.
- [56] M. Baur, M. Benkert, U. Brandes, S. Cornelsen, M. Gaertler, B. Köpf, J. Lerner, D. Wagner, Visone Software for visual social network analysis, in: Int. Symp. Graph Draw., 2001: pp. 463–464.
- [57] A. Gruzd, Netlytic: Software for Automated Text and Social Network Analysis. 2016, <https://netlytic.org/> (Erişim tarihi: 08 Kasım 2018).
- [58] S.P. Borgatti, M.G. Everett, L.C. Freeman, Ucinet for Windows: Software for social network analysis, (2002).
- [59] M. Bostock, V. Ogievetsky, J. Heer, D³ data-driven documents, IEEE Trans. Vis. Comput. Graph. 17 (2011) 2301–2309.
- [60] R. Ihaka, R. Gentleman, R: a language for data analysis and graphics, J. Comput. Graph. Stat. 5 (1996) 299–314.
- [61] G. Csardi, T. Nepusz, others, The igraph software package for complex network research, InterJournal, Complex Syst. 1695 (2006) 1–9.
- [62] N. Gürsakal, Sosyal Ağ Analizi, Bursa Dora Yayıncılık. (2009).
- [63] P. Bonacich, Power and centrality: A family of measures, Am. J. Sociol. 92 (1987) 1170–1182.
- [64] M.E.J. Newman, Mathematics of networks, New Palgrave Dict. Econ. (2016) 1–8.
- [65] L. Page, S. Brin, R. Motwani, T. Winograd, The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web., Stanford InfoLab, 1999. <http://ilpubs.stanford.edu:8090/422/>.
- [66] P. Meladianos, A.J. Tixier, Real-Time Keyword Extraction from Conversations *, 2 (2017) 462–467. doi:10.18653/v1/E17-2074.
- [67] V. Batagelj, M. Zaversnik, An O (m) algorithm for cores decomposition of networks, ArXiv Prepr. Cs/0310049. (2003).
- [68] L.C. Freeman, Centrality in social networks conceptual clarification, Soc. Networks. 1 (1978) 215–239.

- [69] S. Wasserman, K. Faust, *Social network analysis: Methods and applications*, Cambridge university press, 1994.
- [70] D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos, Maximizing the spread of influence through a social network, in: *Proc. Ninth ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, 2003: pp. 137–146.
- [71] R. Cross, L. Prusak, *The people who make organizations go or stop*, (2002).
- [72] F. Spezzano, A. Mannes, *STONE : Shaping Terrorist Organizational Network Efficiency*, *IEEE/ACM Int. Conf. Adv. Soc. Networks Anal. Min.* (2013) 348–355. doi:10.1145/2492517.2492626.
- [73] V.E. Krebs, Mapping networks of terrorist cells, *Connections*. 24 (2002) 43–52.
- [74] R. Missaoui, E. Negre, D. Anggraini, J. Vaillancourt, Social network restructuring after a node removal, *Int. J. Web Eng. Technol.* 8 (2013) 4–26.
- [75] S.P. Borgatti, A. Mehra, D.J. Brass, G. Labianca, Network analysis in the social sciences, *Science* (80-.). 323 (2009) 892–895.
- [76] C. Gao, J. Liu, Modeling and restraining mobile virus propagation, *IEEE Trans. Mob. Comput.* 12 (2013) 529–541.
- [77] C. Fleizach, M. Liljenstam, P. Johansson, G.M. Voelker, A. Mehes, Can you infect me now?: malware propagation in mobile phone networks, in: *Proc. 2007 ACM Work. Recurr. Malcode*, 2007: pp. 61–68.
- [78] R.C. Gunasekara, K. Mehrotra, C.K. Mohan, Multi-objective optimization to identify key players in large social networks, *Soc. Netw. Anal. Min.* 5 (2015) 21.
- [79] S. Scellato, *Spatial properties of online social services: measurement, analysis and applications.*, University of Cambridge, 2012.
- [80] S.R. Safavian, D. Landgrebe, A survey of decision tree classifier methodology, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 21 (1991) 660–674. doi:10.1109/21.97458.
- [81] G.K.F. Tso, K.K.W. Yau, Predicting electricity energy consumption: A comparison of regression analysis, decision tree and neural networks, *Energy*. 32 (2007) 1761–1768.
- [82] A. Gepp, K. Kumar, S. Bhattacharya, Business failure prediction using decision trees, *J. Forecast.* 29 (2010) 536–555.

- [83] W.-W. Wu, Beyond business failure prediction, *Expert Syst. Appl.* 37 (2010) 2371–2376.
- [84] C.E. Shannon, A mathematical theory of communication, *Bell Syst. Tech. J.* 27 (1948) 379–423.
- [85] T.M. Cover, J.A. Thomas, Entropy, relative entropy and mutual information, *Elem. Inf. Theory.* 2 (1991) 1–55.
- [86] J.R. Quinlan, Decision trees and decision-making, *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.* 20 (1990) 339–346.
- [87] L. Breiman, Random forests, *Mach. Learn.* 45 (2001) 5–32.
- [88] C.A. Breiman Leo, Random Forests, https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm (Erişim tarihi: 10 Ocak 2019).
- [89] G. Louppe, L. Wehenkel, A. Sutura, P. Geurts, Understanding variable importances in forests of randomized trees, *Neural Inf. Process. Syst.* (2013) 1–9.
- [90] L. Breiman, Bagging predictors, *Mach. Learn.* 24 (1996) 123–140.
- [91] M. Pal, Random forest classifier for remote sensing classification, *Int. J. Remote Sens.* 26 (2005) 217–222.
- [92] A. Ok, Ö. Akar, O. Gungor, Rastgele orman sınıflandırma yöntemi yardımıyla tarım alanlarındaki ürün çeşitliliğinin sınıflandırılması, TUFUAB 2011 VI. Teknik Sempozyumu, Antalya, 2011.
- [93] A. Liaw, M. Wiener, Breiman and Cutler’s Random Forests for Classification and Regression, (2018). <https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf> (Erişim tarihi: 12 Ocak 2019).
- [94] J. Tukey, W.(1977). *Exploratory data analysis*, Read. Addison-Wesley.
- [95] UCINET Software, <https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/datasets/covert-networks> (Erişim tarihi: 11 Şubat 2018).
- [96] R. Spaaij, *Understanding lone wolf terrorism: Global patterns, motivations and prevention*, Springer Science & Business Media, 2011.
- [97] E. Bakker, B.A. de Graaf, others, *Preventing lone wolf terrorism: Some CT*

- approaches addressed, *Perspectives (Montclair)*. 5 (2011) 8.
- [98] M. Ranstorp, Terrorism in the Name of Religion, *J. Int. Aff.* (1996) 41–62.
- [99] S. Meyer, Impeding lone-wolf attacks: lessons derived from the 2011 Norway attacks, *Crime Sci.* 2 (2013) 7.
- [100] S.G. Jones, M.C. Libicki, *How terrorist groups end: Lessons for countering al Qaeda*, Rand Corporation, 2008.
- [101] J. Fraser, I. Fulton, *Terrorism counteraction*. FC 100-37, (1984).
- [102] B. Husslage, P. Borm, T. Burg, H. Hamers, R. Lindelauf, Ranking terrorists in networks: A sensitivity analysis of Al Qaeda's 9/11 attack, *Soc. Networks*. 42 (2015) 1–7.
- [103] A. Gutfraind, M. Genkin, A graph database framework for covert network analysis: An application to the Islamic State network in Europe, *Soc. Networks*. 51 (2017) 178–188.
- [104] M. Natarajan, Understanding the structure of a large heroin distribution network: A quantitative analysis of qualitative data, *J. Quant. Criminol.* 22 (2006) 171–192.
- [105] D. Byman, Do targeted killings work, *Foreign Aff.* 85 (2006) 95.
- [106] R.H. Davis, *Social network analysis: An aid in conspiracy investigations*, *FBI L. Enforc. Bull.* 50 (1981) 11.
- [107] M.K. Sparrow, The application of network analysis to criminal intelligence: An assessment of the prospects, *Soc. Networks*. 13 (1991) 251–274.
- [108] G. Berlusconi, *Social network analysis and crime prevention*, in: *Crime Prev. 21st Century*, Springer, 2017: pp. 129–141.
- [109] M.R. D'Orsogna, M. Perc, Statistical physics of crime: A review, *Phys. Life Rev.* 12 (2015) 1–21.
- [110] S. Catanese, E. Ferrara, G. Fiumara, Forensic analysis of phone call networks, *Soc. Netw. Anal. Min.* 3 (2013) 15–33.
- [111] K.M. Carley, *ORA: A toolkit for dynamic network analysis and visualization*, in: *Enycl. Soc. Netw. Anal. Min.*, Springer, 2014: pp. 1219–1228.
- [112] S. Tutun, M.T. Khasawneh, J. Zhuang, *New framework that uses patterns and*

- relations to understand terrorist behaviors, *Expert Syst. Appl.* 78 (2017) 358–375. doi:10.1016/j.eswa.2017.02.029.
- [113] J. Tang, I. Leontiadis, S. Scellato, V. Nicosia, C. Mascolo, M. Musolesi, V. Latora, Applications of temporal graph metrics to real-world networks, in: *Temporal Networks*, Springer, 2013: pp. 135–159.
- [114] R.S. Burt, Structural holes and good ideas, *Am. J. Sociol.* 110 (2004) 349–399.
- [115] C. Morselli, C. Giguère, K. Petit, The efficiency/security trade-off in criminal networks, *Soc. Networks.* 29 (2007) 143–153.
- [116] A. Gutfraind, Optimizing topological cascade resilience based on the structure of terrorist networks, *PLoS One.* 5 (2010) e13448.
- [117] D. Callahan, P. Shakarian, J. Nielsen, A.N. Johnson, Shaping operations to attack robust terror networks, in: *2012 Int. Conf. Soc. Informatics*, 2012: pp. 13–18.
- [118] A.E. Motter, Y.-C. Lai, Cascade-based attacks on complex networks, *Phys. Rev. E.* 66 (2002) 65102.
- [119] C.-T. Li, H.-P. Hsieh, S.-D. Lin, M.-K. Shan, Finding influential seed successors in social networks, in: *Proc. 21st Int. Conf. World Wide Web*, 2012: pp. 557–558.
- [120] X. Shang, Y. Yuan, Social network analysis in multiple social networks data for criminal group discovery, in: *2012 Int. Conf. Cyber-Enabled Distrib. Comput. Knowl. Discov.*, 2012: pp. 27–30.
- [121] D.M.A. Hussain, Z. Ahmed, Dynamical adaptation in terrorist cells/networks, in: *Adv. Tech. Comput. Sci. Softw. Eng.*, Springer, 2010: pp. 557–562.
- [122] K. Oliver, Covert networks: structures, processes and types, 2014. http://hummedia.manchester.ac.uk/schools/soss/research/mitchell/covertnetworks/wp/working_paper1.pdf (Erişim tarihi: 11 Şubat 2019).
- [123] H. Chen, I. Poupyrev, D.S. Tan, Using Coplink to Analyze, *Computer (Long Beach. Calif.)*. 35 (2002) 11–12.
- [124] R. V Hauck, H. Atabakhsb, P. Ongvasith, H. Gupta, H. Chen, Using Coplink to analyze criminal-justice data, *Computer (Long Beach. Calif.)*. 35 (2002) 30–37.
- [125] H. Chen, W. Chung, J.J. Xu, G. Wang, Y. Qin, M. Chau, Crime data mining: A general framework and some examples, *Computer (Long Beach. Calif.)*. 37 (2004)

- 50–56. doi:10.1109/MC.2004.1297301.
- [126] S. Koschade, A social network analysis of Jemaah Islamiyah: The applications to counterterrorism and intelligence, *Stud. Confl. Terror.* 29 (2006) 559–575.
- [127] C.J. Rhodes, P. Jones, Inferring missing links in partially observed social networks, *J. Oper. Res. Soc.* 60 (2009) 1373–1383.
- [128] W. De Nooy, A. Mrvar, V. Batagelj, *Exploratory social network analysis with Pajek: Revised and expanded edition for updated software*, Cambridge University Press, 2018.
- [129] J.H. Michael, J.G. Massey, Modeling the communication network in a sawmill, *For. Prod. J.* 47 (1997) 25.
- [130] W.W. Zachary, An information flow model for conflict and fission in small groups, *J. Anthropol. Res.* 33 (1977) 452–473.
- [131] L. Michell Michael Pearson, Smoke rings: social network analysis of friendship groups, smoking and drug-taking, *Drugs Educ. Prev. Policy.* 7 (2000) 21–37.
- [132] D. Krackhardt, Cognitive social structures, *Soc. Networks.* 9 (1987) 109–134.
- [133] D. Krackhardt, The ties that torture: Simmelian tie analysis in organizations, *Res. Sociol. Organ.* 16 (1999) 183–210.
- [134] B. Thurman, In the office: Networks and coalitions, *Soc. Networks.* 2 (1979) 47–63.
- [135] J.S. Coleman, E. Katz, H. Menzel, *Medical innovation: A diffusion study*, Bobbs-Merrill Co, 1966.
- [136] R. Meryhew, J. Walsh, Young men: searching for something better, *Minneap. Star Trib. USA.* (2009).
- [137] C. Leuprecht, K. Hall, Why Terror Networks are Dissimilar: How Structure Relates to Function, in: Springer, Cham, 2014: pp. 83–120. doi:10.1007/978-3-319-04147-6_5.
- [138] T. Therneau, B. Atkinson, B. Ripley, M.B. Ripley, Package ‘rpart,’ <https://cran.r-project.org/web/packages/rpart/rpart.pdf> (Erişim tarihi: 20 Nisan 2016).

EKLER

EK 1 - Tezden Türetilmiş Yayınlar

Cinar, M.S., Genc, B. and Sever, H., 2019. Identifying criminal organizations from their social network structures. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 27(1), pp.421-436.

EK 2 - Tezden Türetilmiş Bildiriler

Cinar, M.S., Genc, B., Sever, H. and Raghavan, V.V., 2017, August. Analyzing structure of terrorist networks by using graph metrics. In *2017 IEEE International Conference on Big Knowledge (ICBK)* (pp. 9-16). IEEE.

Cinar, M.S., Genc, B. ve Sever, H. 2018, Haziran. Terör Örgütlerinin Etkisizleştirilmesinde Sosyal Ağ Analizinin Kullanımı. *SAVTEK 2018 Savunma Teknolojileri Kongresi*. ODTÜ, Ankara.



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS/DOKTORA TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 29/05/2019

Tez Başlığı / Konusu: YİZEK: VARİS KİŞİLERİN TESPİTİ VE ANALİZİ

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 151 sayfalık kısmına ilişkin, 29/05/2019 tarihinde ~~yaşım~~/tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 1'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar hariç/~~dâhil~~
- 3- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orjinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Tarih ve İmza

Adı Soyadı: Muhammet Serkan ÇINAR
Öğrenci No: N12142119
Anabilim Dalı: Bilgisayar Mühendisliği
Programı: Doktora
Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

29.05.2019

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Dr. Öğr. Üyesi Fuat AKAL

(Unvan, Ad Soyad, İmza)

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Muhammet Serkan ÇİNAR
Doğum yeri : Ereğli/KONYA
Doğum tarihi : 11.07.1984
Medeni hali : Evli
Yazışma adresi : TÜBİTAK MAM Enerji Enstitüsü, Üniversiteler mah.
ODTÜ Yerleşkesi Çankaya/ANKARA
Telefon : (0312) 210 13 10
Elektronik posta adresi : mserkancinar@yahoo.com
Yabancı dili : İngilizce

EĞİTİM DURUMU

Lisans : Selçuk Üniversitesi Mühendislik Fakültesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Selçuklu/KONYA
Yüksek Lisans : Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği A.B.D. Buca/İZMİR
Doktora : Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği A.B.D. Çankaya/ANKARA

