BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

YERE NÜFUZ EDEN RADAR KULLANARAK GÖMÜLÜ NESNE TESPİTİ VE TANIMLANMASI İÇİN ALGORİTMA GELİŞTİRME

HAZIRLAYAN

ÖZKAN AKBULUT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ANKARA – 2022

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ TEZLİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

YERE NÜFUZ EDEN RADAR KULLANARAK GÖMÜLÜ NESNE TESPİTİ VE TANIMLANMASI İÇİN ALGORİTMA GELİŞTİRME

HAZIRLAYAN

ÖZKAN AKBULUT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TEZ DANIŞMANI

DOÇ. DR. AHMET GÜNGÖR PAKFİLİZ

ANKARA – 2022

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Elektrik Elektronik Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı çerçevesinde Özkan AKBULUT tarafından hazırlanan bu çalışma, aşağıdaki jüri tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 15 / 08 / 2022

Tez Adı: Yere Nüfuz Eden Radar Kullanarak Gömülü Nesne Tespiti ve Tanımlanması İçin Algoritma Geliştirme

Tez Jüri Üyeleri (Unvanı, Adı – Soyadı, Kurumu)	**İmza**
Prof. Dr. Sıtkı Çağdaş İNAM, Başkent Üniversitesi	……....
Doç. Dr. Ahmet Güngör PAKFİLİZ, Başkent Üniversitesi	…….....
Doç. Dr. Mehmet Feyzi AKŞAHİN, Gazi Üniversitesi	…….....

ONAY

Prof. Dr. Ömer Faruk ELALDI

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Tarih: … /… / 2022

BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

Tarih: …/…/2022

Öğrencinin Adı, Soyadı	:	Özkan AKBULUT
Öğrencinin Numarası	:	21720448
Anabilim Dalı	:	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Programı	:	Elektrik-Elektronik Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı
Danışmanın Adı, Soyadı	:	Doç. Dr. Ahmet Güngör PAKFİLİZ
Tez Başlığı	:	Yere Nüfuz Eden Radar Kullanarak Gömülü Nesne Tespiti ve Tanımlanması İçin Algoritma Geliştirme

Yukarıda başlığı belirtilen Yüksek Lisans tez çalışmamın; Giriş, Ana Bölümler ve Sonuç Bölümünden oluşan toplam 78 sayfalık kısmına ilişkin, 8/11/2022 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı %4'dır.

Uygulanan filtrelemeler:
1.Kaynakça hariç
2.Alıntılar hariç
3.Beş (5) kelimeden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

"Başkent Üniversitesi Enstitüleri Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Usul ve Esaslarını" inceledim ve bu uygulama esaslarında belirtilen azami benzerlik oranlarına 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.

Öğrenci İmzası:

ONAY
9/11/2022
Öğrenci Danışmanı
Doç. Dr. Ahmet Güngör PAKFİLİZ

Aileme…

Özkan AKBULUT ANKARA - 2022

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam ve yüksek lisans eğitimim boyunca, bilgi ve tecrübelerini paylaşarak bana daima yol gösteren, motive eden, her konuda desteğini esirgemeyen saygıdeğer hocam ve tez danışmanım Doç. Dr. Ahmet Güngör PAKFİLİZ'e çok teşekkür ederim.

Hem iş hayatında hem tez çalışmalarımda çok kıymetli fikirlerini paylaşarak bana yol gösteren, vakit ayırarak desteklerini hiç esirgemeyen çok değerli eski amirim Dr. Necip GÜRLER'e teşekkür ederim.

Yüksek lisans eğitimim boyunca sürekli yanımda olan, destek ve yardımlarını hiç esirgemeyen, beni daima motive eden değerli dostlarım Bekir GÖĞÜŞ, Erdem KEMAL ve Canberk AYDEMİR'e teşekkür ederim.

Her anımda yanımda olan, zor zamanlarımda verdikleri moral ve motivasyon ile beni başarıya yönlendiren, desteklerini her zaman hissettiğim kıymetli dostlarım Yasin EKİCİ, Doğuhan Okan GÜL, Onur BAYRAK, Buğra ERKAL ve Ahmedi Turan YALÇINDAĞ'a teşekkür ederim.

Tanıştığımız ilk günden beri yanımda olan, yüksek lisans eğitimim boyunca tüm desteklerini sunan, bu zorlu süreçte sabrı, sevgisi ve anlayışını hiç eksik etmeyen, beni sürekli başaracağıma inandıran ve fikirleriyle yolumu aydınlatan kız arkadaşım Dilan BİRCAN'a çok teşekkür ederim.

Bugün bu başarıları elde etmemde en büyük emeğe sahip olan, hiç tereddüt etmeden her türlü fedakarlığı gerçekleştiren, bitmek bilmeyen sabır ile beni sürekli motive ederek tüm hayatım boyunca her zaman arkamda olan babam Kemal AKBULUT, annem Mührinaz AKBULUT, ablam Özlem YILMAZ, kardeşlerim Özcan AKBULUT ve Selin AKBULUT'a çok teşekkür ederim.

ÖZET

Özkan AKBULUT

YERE NÜFUZ EDEN RADAR KULLANARAK GÖMÜLÜ NESNE TESPİTİ VE TANIMLANMASI İÇİN ALGORİTMA GELİŞTİRME

Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

2022

Askeri ve sivil bölgelerde tuzaklanmış olan el yapımı patlayıcıların uzaktan patlatılması sonucu her yıl onlarca askeri personel ve sivil hayatını kaybetmektedir. EYP'ler artan kullanım nedeniyle son zamanlarda hükümetlerin ulusal güvenliği için önemli bir tehdit oluşturmaktadır. Bu yüzden EYP tespiti günümüzde kritik bir öneme sahiptir. EYP'ler belirli bir şekilde veya kalıpta görülmedikleri için EYP tespiti ve tanımlanması oldukça karmaşık bir hal almaktadır. EYP yapımındaki bu şekil düzensizliğinden dolayı son zamanlarda yapılan çalışmalar tetikleyici mekanizması olarak kullanılan komut teline odaklanmıştır.

Tez çalışması kapsamında komut telinin tespiti ve tanımlanması üzerine algoritma geliştirme çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Benzetim verileri açık kaynak kodlu zamanda sonlu farklar yöntemini kullanan gprMax benzetim ortamı kullanarak oluşturulmuştur. Farklı tel ve parazit yankı (clutter) oryantasyonları benzetilerek 2 boyutlu Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) veri seti oluşturulmuştur.

Bu tezde, 3 farklı ön ekranlama algoritması Sinyal-Gürültü Oranı ve hesaplama zamanlarına göre karşılaştırılmıştır. Ön işleme aşamasında Go-Ayrışma yöntemi tercih edilmiştir. Parazit yankıdan teli ayırma işleminde K-Means kümeleme metodu kullanılmıştır. Önerilen algoritma ile benzetim çalışmaları sonrasında elde edilen 2 boyuta indirgenmiş 3 boyutlu C-Tarama YNR verileri üzerinde %96 üzerinde doğruluk elde edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELER: Yere Nüfuz Eden Radar, Kümeleme, Ön Ekranlama, K-Means, Gaussian Karışım Modeli, Go-Ayrışma, Gömülü Nesne Tespiti, Tel Tespiti

ABSTRACT

Özkan AKBULUT

ALGORITHM DEVELOPMENT FOR BURIED OBJECT DETECTION AND DISCRIMINATION USING GROUND PENETRATING RADAR

Baskent University Institute of Science

Department of Electrical and Electronics Engineering

2022

Improvised explosive devices (IEDs) have recently become a considerable concern for governments' national security due to increased usage. Therefore, detecting IEDs is a significant problem now. Since IEDs do not have a particular shape, detecting and classifying IEDs becomes a complex problem. Due to the irregularity of wire shape, recent research focuses on detecting command wire, which is the triggering mechanism of IEDs.

The study in this paper proposes a detection and clustering algorithm for the wire detection problem. The synthetic data were generated using the gprMax software, an open-source FDTD simulation environment. Different wire and clutter orientations were simulated while creating a 2-D GPR database.

Three different prescreening algorithms were compared concerning computational time and Signal to Noise ratio. The Go-Decomposition method was used at the preprocessing stage. The discrimination wire from clutter has been conducted using the K-Means clustering method. The proposed algorithm results show promising outcomes over simulated GPR 2-D C-scans.

KEYWORDS: Ground Penetrating Radar, Clustering, Prescreening, K-Means, Gaussian Mixture Model, Go-Decomposition, Buried Object Detection, Wire Detection

İÇİNDEKİLER

Sayfa

TEŞEKKÜR i

ÖZET ii

ABSTRACT iii

İÇİNDEKİLER iv

TABLOLAR LİSTESİ vi

ŞEKİLLER LİSTESİ vii

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ x

1. GİRİŞ 1

1.1. Problem Tanımı 1

1.2. Literatür Özeti 2

1.3. Tezin Amacı ve Akışı 4

2. YERE NÜFUZ EDEN RADAR 5

2.1. YNR Çalışma Prensibi 5

2.1.1. Elektromanyetik Dalga Yayılım Modeli 6

2.1.2. Materyal Özellikleri 7

2.2. YNR Menzil Profilleri 7

2.2.1. A-Tarama 7

2.2.2. B-Tarama 8

2.2.3. C-Tarama 10

3. BENZETİM ORTAMI VE VERİ SETİ 11

3.1. Benzetim Ortamı 11

3.2. Veri Seti 14

4. METOTLAR 17

4.1. Yer Yansıması ve Anten Kuplajını Kaldırma Metotları 17

4.1.1. Ortalama Çıkarma 17

4.1.2. Medyan Çıkarma 19

4.1.3. Hareketli Ortalama ve Medyan Çıkarma 20

4.2. Ön İşleme Metotları 24

4.2.1. Tekil Değer Ayrışımı 25

4.2.2. Güçlü Temel Bileşen Analizi 26

4.2.3. Go Ayrışımı 27

4.3. Kümeleme Metotları 28

4.3.1. Maksimum Olasılık ve Kestirim Maksimizasyonu 28

4.3.2. K-Ortalama Kümeleme 29

4.3.3. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme 31

4.3.3.1 Mahalanobis Mesafesi 33

5. TEZ ÇALIŞMASINDA YARARLANILAN YÖNTEMLER VE BENZETİM ÇALIŞMALARI 35

5.1. Zaman Kapılama ve Maksimum Genlik Tespiti 35

5.2. Ön İşleme Metotları Karşılaştırma Sonuçları 39

5.2.1. Sinyal Gürültü Oranı Karşılaştırma Sonucu 40

5.2.2. İşlem Süresi Karşılaştırma Sonucu 43

5.3. Bağlantılı Bileşen Etiketleme 45

5.4. Öznitelik Çıkarımı 49

5.5. Kümeleme Metotları 52

5.5.1. K-Ortalama Kümelemede Küme Sayısını Belirleme 52

5.5.2. Gauss Karışım Modelinde Küme Sayısını Belirleme 54

5.5.3. Kümeleme Metotları Performans Sonuçları 62

5.6. Sonuçlar 70

6. DEĞERLENDİRMELER 76

KAYNAKLAR 79

TABLOLAR LİSTESİ

Sayfa

Tablo 1. Toprak materyal özellikleri 12

Tablo 2. Benzetim ortamı özellikleri 13

Tablo 3. Kullanılan bilgisayar özellikleri.....43

Tablo 4. Öznitelik matrisi elde edilme yöntemi 51

Tablo 5. SSE değerlerinin birbirlerine göre farkı 54

Tablo 6. Farklı kovaryans yapılarına göre AIC farkları 56

Tablo 7. Farklı kovaryans yapılarına göre BIC farkları.....58

Tablo 8. Chi-Square Olasılık Tablosu 59

Tablo 9. K-Ortalama Kümeleme tanımlama sonuçları 65

Tablo 10. Farklı eşik değerleri ilen elde edilen tanımlama sonuçları 69

Tablo 11. Farklı eşik değerlerine göre Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme doğruluk tablosu 70

Tablo 12. Benzetim Sonuçları 71

Tablo 13. Benzetim Sonuçları devamı.....72

Tablo 14. Benzetim Sonuçları devamı.....73

Tablo 15. Benzetim Sonuçları devamı.....74

Tablo 16. Benzetim Sonuçları devamı.....75

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1. YNR ortam modeli ve problem tanımı.....5

Şekil 2.2. Elektromanyetik dalga yayılım modeli 6

Şekil 2.3. Tipik bir A-Tarama örneği.....8

Şekil 2.4. B-tarama 9

Şekil 2.5. B-tarama Görüntüsü a) Ham B-tarama b) Yer yansıması kaldırılmış B-tarama görüntüsü.....9

Şekil 2.6. C-tarama 10

Şekil 3.1. Benzetim modeli 11

Şekil 3.2. Benzetim ortamı tarama yöntemi.....12

Şekil 3.3. Gauss dalga formunun birinci türevi a) Zaman uzayı b) Frekans uzayı 14

Şekil 3.4. 8 adet benzetim verisi.....15

Şekil 3.5. 12 adet benzetim verisi.....15

Şekil 4.1. Kullanılan ham veri.....17

Şekil 4.2. Ortalama Çıkarma İşlemi Akış Şeması 18

Şekil 4.3. Ortalama çıkarması uygulanmış B-tarama verisi.....19

Şekil 4.4. Medyan çıkarması uygulanmış B-tarama verisi 20

Şekil 4.5. Art arda pencere eklenerek ortalama çıkarma işlemi.....21

Şekil 4.6. İç içe geçen pencereler ile ortalama çıkarma işlemi 21

Şekil 4.7. Hareketli ortalama çıkarma yöntemi SNR karşılaştırması 23

Şekil 4.8. Hareketli medyan çıkarma yöntemi SNR karşılaştırması 23

Şekil 4.9. Hareketli ortalaması çıkarılmış veri a) Art arda pencere yapısı b) İç içe geçmiş pencere yapısı 24

Şekil 4.10. Hareketli medyanı çıkarılmış veri a) Art arda pencere yapısı b) İç içe geçmiş pencere yapısı 24

Şekil 4.11. Tekil Değer Ayrışımı yöntemi[29].....26

Şekil 4.12. K-ortalama kümeleme işlem adımları 30

Şekil 4.13. K-Ortalama Kümele algoritma akış diyagramı.....31

Şekil 4.14. Gauss Karışım Modeli ile K-Ortalama kümeleme yöntemleri 33

Şekil 4.15. Mahalanobis ve Öklid mesafeleri ölçüm yöntemleri 34

Şekil 5.1. Klasik zaman kapılama yöntemi 36

Şekil 5.2. Zaman kapılama ve maksimum genlik tespiti algoritma akış diyagramı ...36

Şekil 5.3. Zaman kapılama yöntemi için kullanılan benzetim senaryosu 37

Şekil 5.4. Ham B-tarama verilerinin gösterimi 38

Şekil 5.5. Yer yansıması kaldırılmış B-tarama görüntüleri.....39

Şekil 5.6. 1B enerji vektörü elde etme yöntemi 40

Şekil 5.7. Ön işleme yöntemleri SNR karşılaştırma sonuçları 42

Şekil 5.8. Ön işleme yöntemleri işlem süresi karşılaştırma sonuçları 44

Şekil 5.9. Tipik bir ikili görüntü örneği[48].....45

Şekil 5.10. 2B görüntülerde bağlantı örnekleri 46

Şekil 5.11. MATLAB ile oluşturulan örnek veri.....46

Şekil 5.12. 4 bağlantılı bileşen etiketleme a) Matris yapısı b) Etiketlenmiş görüntü .47

Şekil 5.13. 8 bağlantılı bileşen etiketleme a) Matris yapısı b) Etiketlenmiş görüntü .47

Şekil 5.14. Örnek senaryo a) Benzetim verisi b) Yer yansıması kaldırılmış veri 48

Şekil 5.15. Örnek senaryo sonuçları a) Go Ayrışımı b) Bağlantılı bileşen etiketleme sonucu 48

Şekil 5.16. Öz nitelikler a) Toplam ikili tespit sayısı b) Toplam enerji değerleri.....50

Şekil 5.17. Öz nitelik çıkarımı akış diyagramı.....50

Şekil 5.18. Öznitelikler 52

Şekil 5.19. K-Ortalama kümeleme için dirsek metodu sonuçları.....53

Şekil 5.20. Farklı kovaryans yapılarına göre AIC test sonuçları.....55

Şekil 5.21. Farklı kovaryans yapılarına göre BIC test sonuçları.....57

Şekil 5.22. Diyagonal-paylaşımsız kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları 60

Şekil 5.23. Diyagonal-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları.....61

Şekil 5.24. Tam dolu-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları.....61

Şekil 5.25. Tam dolu-paylaşımsız kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları.....62

Şekil 5.26. Kümeleme yöntemi algoritma akış diyagramı.....63

Şekil 5.27. K-Ortalama Kümeleme yöntemi ile tanımlama sonuçları.....63

Şekil 5.28. K-Ortalama Kümeleme ile tanımlama algoritması 66

Şekil 5.29. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme yöntemi tanımlama sonuçları 67

Şekil 5.30. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme algoritması.....68

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AIC	Akaike Information Criteria (Akaike Bilgi Kriterleri)
BIC	Bayesian Information Criteria (Bayes Bilgi Kriterleri)
CNN	Convolutional Neural Networks (Evrişimsel Sinir Ağları)
EM	Expectation Maximization (Beklenti Maksimizasyonu)
EYP	El Yapımı Patlayıcı
MIMO	Multiple Input Multiple Output (Çoklu-Giriş Çoklu-Çıkış)
ML	Maximum Likelihood (Maksimum Olasılık)
MSE	Mean Square Error (Ortalama Kare Hata)
PCA	Principal Component Analysis (Temel Bileşen Analizi)
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio (Tepe Sinyal Gürültü Oranı)
RMS	Root Mean Square (Karelerinin Ortalamasının Karekökü)
RPCA	Robust Principal Component Analysis (Güçlü Temel Bileşen Analizi)
SAR	Synthetic Aperture Radar (Yapay Açıklıklı Radar)
SNR	Signal to Noise Ratio (Sinyal Gürültü Oranı)
SSE	Sum of Squared Errors (Hataların Karelerinin Toplamı)
SVD	Singular Value Decomposition (Tekil Değer Ayrışımı)
YNR	Yere Nüfuz Eden Radar

1. GİRİŞ

1.1. Problem Tanımı

Kırsal, kentsel ortamlarda veya askeri operasyon bölgelerinde mayın tespiti ve çıkarılması gelişmekte olan dünyadaki hükümetler için kalıcı ve kritik bir endişe kaynağıdır. Dünya genelinde yaklaşık 70 ülkede 110 milyonun üzerinde gömülü mayın olduğu tahmin edilmektedir[1]. 2017'de yapılan kayıtlara göre 7239 kişi gömülü mayınların patlaması nedeniyle ölmüş veya yaralanmıştır[2]. Geçtiğimiz 50 yıl boyunca mayınların sebep olduğu ölüm ve yaralanma sayısı nükleer ve kimyasal silahların sebep olduğu ölüm ve yaralanma sayısından daha fazladır[3].

Mayınlar anti-tank ve anti-personel gibi farklı şekillerde üretilmektedir. Anti-personel mayınlar ile insanların ölümü veya yaralanması hedeflenirken, anti-tank mayınları ile tank veya ağır zırhlı araçların patlatılması hedef alınmıştır. 1999'da gerçekleştirilen Ottawa Sözleşmesi'nde alınan karara göre anti-personel mayınların kullanımı ve stoklanması yasaklanmıştır. İlk üretilen mayınlar metal malzemenin ağırlıklı olarak kullanılması ile ortaya çıkmıştır. Mayın tespitinde Elektromanyetik İndüksiyon Prensibi ile çalışan metal dedektörlerinin çıkması ile özellikle 1950'lerden sonra üretilen mayınların metal içerikleri sadece tetikleyici mekanizmasında kullanılacak şekilde oldukça azaltılmıştır. Teknolojinin de ilerlemesiyle metal içeriğinin çok az olmasına rağmen metal dedektörleri oldukça başarılı performans göstermektedir. Günümüzde mayın tespitinde en çok kullanılan sensörler mayın dedektörleridir. Mayın tespitinde gösterilen bu başarı terörist gruplarını el yapımı patlayıcı (EYP) yapımına yönlendirmiştir. Günümüzde geliştirilen EYP'lerin yapımında kullanılan materyaller incelendiğinde EYP'lerin belirli bir kalıp, şekil veya materyal ile tanımlanması mümkün olmamaktadır. Bu yüzden bu patlayıcıların tespiti ve çıkarılması oldukça kritik bir problem haline gelmiştir[4].

EYP'lerin tetiklenmesi 3 farklı şekilde gerçekleşmektedir. Kurbanlar tarafından tetiklenerek patlatılanlar, zaman ayarlı olanlar ve komut ile patlatılan EYP'ler olarak gruplandırılabilir. Kurbanlar tarafından tetiklenen mekanizmalar genellikle kurbanın bu EYP ile temasa geçmesine dayalı olmaktadır. Zaman ayarlı olanlar ise genellikle bir alarm ile veya zaman ayarlayıcı ile tetiklenmektedir. Bu tip EYP'ler genellikle şehir içinde kullanılmaktadır. Komut ile tetiklenen EYP'ler ise üç farklı şekilde tetiklenebilmektedir.

Kızılötesi kullanılarak tetiklenen bu EYP'ler kurban tarafından aktif edilen yöntemlere benzemektedir. Tamamen uzaktan kontrol edilen EYP'ler ise elektromanyetik dalgalar aracılığı ile tetiklenmektedir. Yeni geliştirilen karıştırıcı sistemler ile bu yöntemin önüne geçilmektedir. Son yöntem ise komut teli ile tetiklemedir. Bu yöntemde EYP'ye yere gömülen tel ile bağlantı kurulur ve bu tel aracılığıyla uzak mesafelerden tetikleme gerçekleştirilir. Bu EYP'ler etkili bir şekilde karıştırılamazlar ve çok büyük patlamalara sebep olabilirler[5]. Tetikleme için kullanılan tel kalınlığı genellikle 0.5-2mm aralığında olmaktadır. Bu teller metal olmasına rağmen çok ince oldukları için mevcut metal dedektörleri ile tespit edilmesi mümkün değildir.

Üretimlerindeki kalıp, şekil ve materyal belirsizliğinden dolayı araştırmacılar tetikleme aracı olarak kullanılan gömülü tel tespitine yönlenmiştir. Gömülü komuta teli tespiti için en çok kullanılan ve en iyi performansı veren sistem ise Yere Nüfuz Eden Radar (YNR)'dir[6], [7], [8], [9], [10].

YNR, genel olarak yer altı görüntüleme çalışmalarında kullanılan elektromanyetik dalga yayılımı tabanlı bir sistemdir. YNR sistemleri elektromanyetik dalgaların yere nüfuz etmesi ve yer altı anomalilerinden yansıyan sinyallerin analizi ile çalışmaktadır[11]. Gömülü nesne tespitinin gerçekleşebilmesi için gömülü obje ile bulunduğu toprağın arasında elektriksel özellikleri bakımından farklılık gerekmektedir[12]. Bu yüzden YNR sistemleri yer altında bulunan taş, ağaç kökleri veya nem değişimlerinden etkilenmektedir. Bu etkiler yüksek yanlış alarm oranı olarak karşımıza çıkmaktadır. Yanlış alarm oranın düşük, tespit oranın yüksek olabilmesi için başarılı tespit ve tanımlama algoritmaları geliştirmek gerekmektedir[13].

YNR sistemlerinde gömülü nesne tespitini başarılı bir şekilde yapabilmek için alınan ham veriye genellikle bir ön işleme/ekranlama yöntemi uygulanmaktadır. Bu yöntem ile yanlış alarm oranını düşürmek hedeflenir. Ön işleme/ekranlama işleminden sonra hedef tespiti gerçekleşir. Tespit edilen hedefi tanımlamak veya sınıflandırmak için makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinden faydalanılmaktadır.

1.2. Literatür Özeti

YNR sistemleri günümüzde yer altı görüntüleme için kullanılan sensörlerin başında gelmektedir. YNR sistemleri ile mayın tespiti de gerçekleştirilebilmektedir. Literatürde bu konu üzerine çok geniş kapsamlı kaynak bulunmaktadır. Ancak, EYP'lerde kullanılan gömülü komut teli tespiti üzerine çok az sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalar incelenmiş ve takip eden paragraflarda kısaca anlatılmıştır.

Utku YILMAZ tarafından yapılan tez çalışmasında [5] gömülü komuta teli ve mayın tespiti ve sınıflandırılması üzerine odaklanılmıştır. Bu çalışmada simülasyon ortamında geliştirilen modellerde farklı tel oryantasyonları ele alınmış, yer altında olması muhtemel taş parçaları da modellenmiştir. Birbirinden farklı senaryolar modellenerek üç boyutlu (3B) veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan veri setine ön işleme algoritması sonrası öz nitelik çıkarımı uygulanmış, bu öz nitelikler ile makine öğrenmesi modeli eğitilmiştir. Bu model ile yapılan test sonuçlarının başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Ancak burada kullanılan 3B veri setini işleme süresi gerçek zamanlı sistemlere göre daha yavaş kalacaktır.

İncelenen başka bir çalışmada [14], YNR ile doğrusal nesne tespitinde YNR anten polarizasyonunun hassasiyetinde kurtulmak için hibrid çift-polarizasyonlu bir anten yapısı geliştirilmiştir. Verici için dairesel polarizasyona sahip bir spiral anten, alıcı için ise ortogonal şekilde yerleştirilmiş iki adet Vivaldi anten ile doğrusal eksenlerden gelen sinyalleri tespit etmek hedeflenmiştir. Geliştirilen sistem bant genişliği 1.2 GHz – 4 GHz'dir. Doğrusal nesne olarak 3mm kalınlığında ve 80 cm uzunluğunda metal tel kullanılmıştır. Tel oryantasyonu tarama yapılan yöne göre farklı açılarda (0^o, 30^o, 45^o, 60^o, 90^o) değiştirilerek çift polarizasyon etkisi incelenmiştir. Yapılan incelemeler telden alınan yansıma sinyalleri ile oluşturulan B-tarama verileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Çalışmada doğrusal tel tespiti için YNR donanım tasarımına odaklanılmış, tel tespiti ve tanılandırılması için bir çalışma gerçekleştirilmemiştir.

A. Heinzel ve çalışma arkadaşları [15] yaptıkları çalışmada gömülü olmayan tel tespiti problemini Çoklu-Giriş Çoklu-Çıkış (MIMO: Multiple Input Multiple Output) Yapay Açıklıklı Radar (SAR: Synthetic Aperture Radar) kullanarak ele almışlardır. İnce tel tespiti başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Ancak, gömülü tel tespiti üzerine çalışma yapılmamıştır. Çalışmada gömülü tel tespiti algılama sonuçlarının daha kötü olacağı yönünde öngörü yapılmıştır.

Enver AYDIN yapmış olduğu tez çalışmasında [12] tel tespiti için aktarım ve çok görevli öğrenme yöntemlerini kullanmıştır. Benzetim ortamında hazırlanan veri seti bu çalışmada iki farklı görev için sınıflara ayrılmıştır. İlk görev modeli hedef ve hedef-dışı ikinci görev modeli ise toprak türü tespit görevi olarak belirlenmiş ve kuru, nemli ve ıslak toprak türleri incelenmiştir. Üretilen veriler standart derin evrişimsel sinir ağları (CNN: Convolutional Neural Networks), aktarım öğrenmesi kullanan bir derin öğrenme modeli ve çok görevli öğrenme kullanan bir derin öğrenme modeli olarak adlandırılan sınıflandırma algoritmalarıyla sınıflandırılmıştır. Toprak türü görev modelinin öğrendikleri hedef sınıfında toprak türünden dolayı tespiti zorlaşan nesnelerin tespitine fayda sağladığı görülmüştür. Tez

sonuçları incelendiğinde çalışmanın gerçek zamanlı çalışabilirliği ile ilgili bir değerlendirme görülmemiştir.

Yapılan başka bir çalışmada ise [16] hava ortamında elektromanyetik dalgalar kullanılarak yankısız odada farklı ölçümler birleştirilmiştir. Çalışma sonunda doğrusal nesneler için dairesel polarizasyonun en iyisi olduğu vurgulanmıştır[5].

1.3. Tezin Amacı ve Akışı

YNR sistemleri, elektromanyetik dalganın yer altına nüfuz etmesi ve yer altında toprağın elektriksel özelliklerinden farklı olan anomalilerden gelen yansımaların algılanması ve analiz edilmesi temeline dayanmaktadır. Bu analiz kapsamında elde edilen verilere işaret ve görüntü işleme algoritmaları uygulanmaktadır. Bu tezin amacı, benzetim ortamında hazırlanan YNR verileri ile tel tespitinin gerçekleştirilmesi ve tanımlanması için algoritma geliştirmektir. Algoritma geliştirme aşamasında algoritmanın gerçek zamanlı sistemlere uygulanabilirliği göz önünde bulundurularak 3B YNR verileri 2B'ye indirgenerek çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada benzetim ortamında farklı oryantasyonlara sahip gömülü komuta teli ve parazit cisimler modellenmiştir. Tel modelleri sadece doğrusal değil, serbest şekillerde de modellenerek gerçek dünya senaryoları göz önünde bulundurulmuştur.

Algoritma geliştirme çalışmaları ilk olarak yer yansımasını kaldırma işlemi ile başlamıştır. Yüksek yer yansıması tüm verilerden kaldırılmış, ön işlemeye hazır hale getirilmiştir. Bir sonraki aşamada hedef tespitinin daha başarılı olabilmesi için üç farklı ön ekranlama/işleme algoritmaları olan Tekil Değer Ayrışımı (SVD: Singular Value Decomposition), Dayanıklı Temel Bileşen Analizi (RPCA: Robust Principal Component Analysis) ve Go-Ayrışımı (Go-Decomposition) üzerine çalışılmıştır. Bu algoritmalar sinyal gürültü oranı ve işlem süresi baz alınarak karşılaştırılmıştır.

Bir sonraki adımda hedef tespitinin gerçekleştirilmiş ve tespit edilen hedeflerin öz nitelikleri çıkarılmıştır. Bu öz niteliklere kümeleme metotları olan K-Ortalamalar (K-Means) ve Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model) uygulanmıştır. Uygulanan metotların tespit başarım oranları karşılaştırılarak tel tespiti ve tanımlanması için tez kapsamında en uygun algoritma geliştirilmiştir.

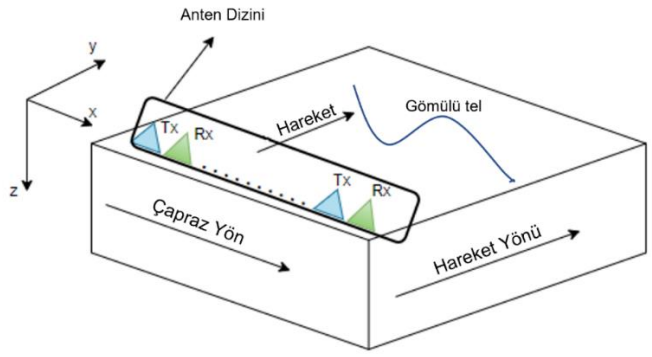
2. YERE NÜFUZ EDEN RADAR

Yere Nüfuz Eden Radar (YNR), yer altını radyo dalgalarını kullanarak araştırma yeteneği sunan genel kabul görmüş jeofizik tekniğidir. İlk uygulamalarında sadece doğal jeolojik materyaller üzerinde çalışan YNR şimdilerde yer altı, tahta, beton ve asfalt gibi malzemelerin araştırılmasında da kullanılmaktadır[17].

2.1. YNR Çalışma Prensibi

Aktif bir radar olan YNR radar dalgalarını yer altına gönderdikten sonra yansıyarak yüzeye gelen sinyalleri kaydeder. Gelen bu sinyalde kaydedilen parametreler bir dalga gönderildikten sonra kaydedilene kadar geçen süre, kaydedilen dalganın genliği ve kaydedilen sinyalin frekans bilgileridir[18]. Elektromanyetik dalgalar yer altına ortamın elektriksel özellikleri tarafından belirlenen hız ile nüfuz ederler. Yer altında bir değişiklik olması durumunda gönderilen radyo dalgalarının bir kısmı yansıyarak YNR antenleri tarafından kaydedilmektedir[19]. Bu değişiklik toprak katmanları arasında olacağı gibi toprak altında bulunan nesneler ile de olmaktadır. Toprak elektriksel özelliklerinden farklı özelliklere sahip başka bir toprak katmanı veya nesne radar sinyallerinin yansımasına neden olmaktadır.

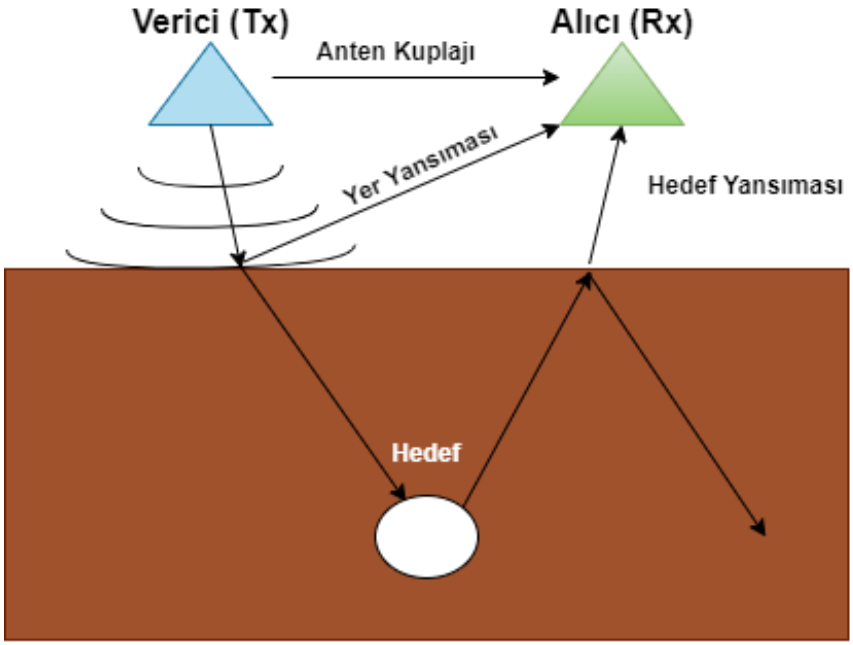
Gömülü tel tespitinde bu durumu YNR ile modellerken verici-alıcı anten çiftleriyle anten dizini oluşturulmuştur. Oluşturulan model Şekil 2.1'de gösterilmiştir. Toprak modeli ve bu model içerisinde serbest formda bir tel modellenmiştir. Anten dizini hareket yönüne dik olacak şekilde yerleştirilmiş ve hareket yönünde ilerletilerek veriler elde edilmiştir. Burada oluşturulan anten dizini platforma entegre olabilecek şekilde modellenmiştir.



Şekil 2.1. YNR ortam modeli ve problem tanımı

2.1.1. Elektromanyetik Dalga Yayılım Modeli

YNR sistemlerindeki gerçekleşen temel elektromanyetik dalga yayılım modeli Şekil 2.2'de gösterilmiştir. Vericiden yayılan dalgalar yer altına nüfuz ederken bu dalganın enerjisinin bir kısmı doğrudan alıcı tarafından alınır. Bu durumu anten kuplajı denir. Antenler arası izolasyon ne kadar iyi olursa anten kuplaj etkisi o kadar azalmaktadır. Yayılan dalgalar toprak yüzeyine ulaştığında hava ve toprağın elektriksel özelliklerinin birbirlerinden farklı olmasından dolayı elektromanyetik dalgan enerjisinin bir kısmı da buradan yansıyarak alıcı antene ulaşmaktadır. Bu durum Şekil 2.2'de yer yansıması olarak gösterilmiştir. Elektromanyetik dalganın geriye kalan enerjisi toprağa nüfuz ederek ilerler.



Şekil 2.2. Elektromanyetik dalga yayılım modeli

Bu ilerleyiş sırasında toprak altında farklı elektriksel özelliklere sahip bir nesne veya toprak katmanı olması durumunda radar sinyallerinin bir kısmı yansıyarak toprak yüzeyine geri dönecekken bir kısmı yer altına doğru ilerlemeye devam etmektedir. Toprak altında ilerleyen radar sinyali enerjisi azalarak ilerlemektedir[18]. Bu yüzden ilerleyen radar sinyalleri her yansıması sonrası daha çok azalarak enerjisini bitene kadar yer altında ilerlemeye devam eder. Farklı toprak katmanları veya nesnelerden gelen yansımalar toprak yüzeyine doğru yansıyarak alıcı anten tarafından kaydedilmektedir.

2.1.2. Materyal Özellikleri

Elektromanyetik dalganın yayılım özellikleri yayılmakta olduğu ortamın özelliklerine bağlı olmaktadır. Dalga yayılım hızı, sinyalin geriye yansıyacak ve nüfuz etmeye devam edecek olan enerji miktarları, sinyalin zayıflama ve kayıp miktarı doğrudan yayılacak olan ortamın elektromanyetik özelliklerine ve yayılım frekansına bağlıdır. En önemli elektromanyetik özellikler ise yalıtkanlık sabiti (ε), manyetik geçirgenlik (μ) ve elektriksel iletkenliktir (σ)[20].

YNR sistemleri düşük elektriksel iletkenliğe sahip materyallerde en çok etkiyi gösterebilmektedir. YNR dalgalarının nüfuz ettiği malzemelerin elektriksel iletkenliği 0 olsaydı, YNR sistemleri çok daha geniş kullanım alanına sahip olabilirlerdi ancak YNR uygulamalarındaki malzemelerde elektriksel iletkenliğin 0 olması çok yaygın bir durum değildir. Kil açısından zengin veya tuzlu yer altı suyuna sahip topraklarda elektriksel iletkenlik yüksek olduğundan dolayı YNR sistemlerinin yere nüfuz etme mesafesi çok kısıtlı olmaktadır. Dünyada bulunan malzemeler genellikle birden fazla malzemeden veya bileşenden oluşmaktadır. Su ve buz tek bileşenden oluşan nadir örneklerdendir. Basit bir plaj kumu içerisinde toprak taneleri, hava, su ve suda çözünmüş iyonlardan oluşmaktadır. Toprak taneleri genellikle bu hacmin %60-80'ini kaplamaktadır[17]. Bu yüzden YNR sinyallerinin yayıldığı ortam özelliklerini anlamak kritik öneme sahiptir. Bu özellikler sistem performansına doğrudan etki etmektedir.

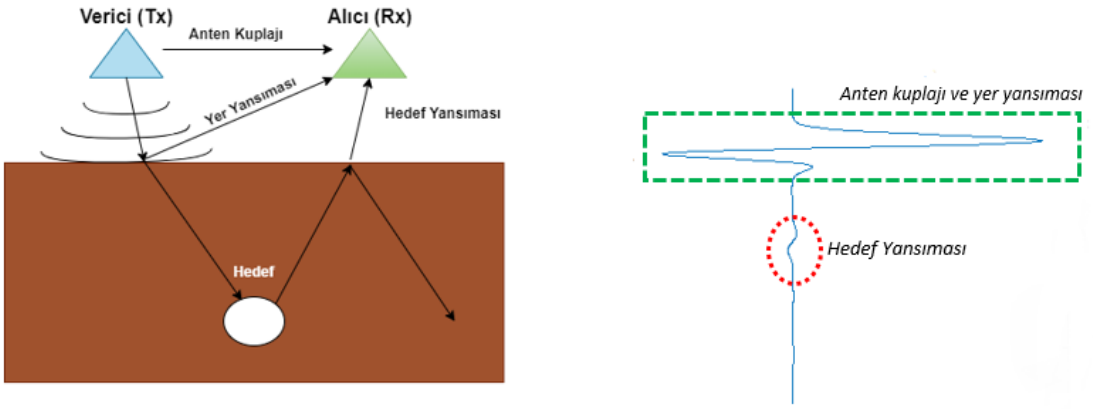
2.2. YNR Menzil Profilleri

Bu bölümde YNR çalışmalarında kullanılan farklı tarama tiplerinden bahsedilerek tez kapsamında anlatılan çalışmaların daha anlaşılır hale gelmesi hedeflenmiştir.

2.2.1. A-Tarama

A-tarama, elektromanyetik dalganın yayılım modelinde bahsedilen bir verici anten çıkan elektromanyetik dalganın toprak yüzeyi ve toprak altındaki anomalilerden gelen yansımaların alıcı antenden alınması ile oluşan veri tipidir. Bir diğer deyişle radar vericisinin gönderdiği tek bir darbenin veya tarama yaparak oluşturduğu sinyalin gönderilmesi ve aynı sinyalin alınması ile oluşur. Şekil 2.3'te tipik bir A-Tarama örneği gösterilmiştir. İlk yansıma yer yüzeyinden toprak altına geçişte olmaktadır. Anten kuplajı ise antenler arası mesafeye bağlı olmaktadır. Bu mesafe ile vericiden gönderilen sinyalin yer yüzeyinden yansıdıktan sonra aldığı mesafe arasında birkaç santimetrelik fark olması çözünürlük sebebiyle ayırt

edilememektedir. Bu yüzden anten kuplajı ve yer yansıması iç içe girmiş olarak gözükmektedir.

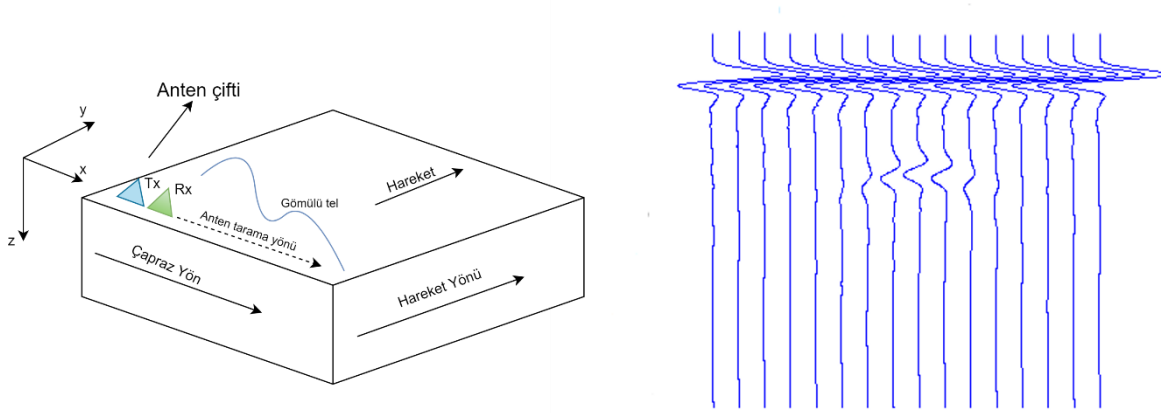


Şekil 2.3. Tipik bir A-Tarama örneği

Bu yer yüzeyi yansıması ve anten kuplajı alınan sinyali ağırlıklı olarak baskıladığından hedef yansımasının gözle ayırt edilmesi güç olmaktadır. Bu yer yüzeyi ve anten kuplajı sinyallerinin hedef tespitinin gerçekleştirilebilmesi için kaldırılması gerekmektedir. Bu yer yansıma kaldırma işlemi metotlar bölümünde detaylı olarak anlatılmaktadır.

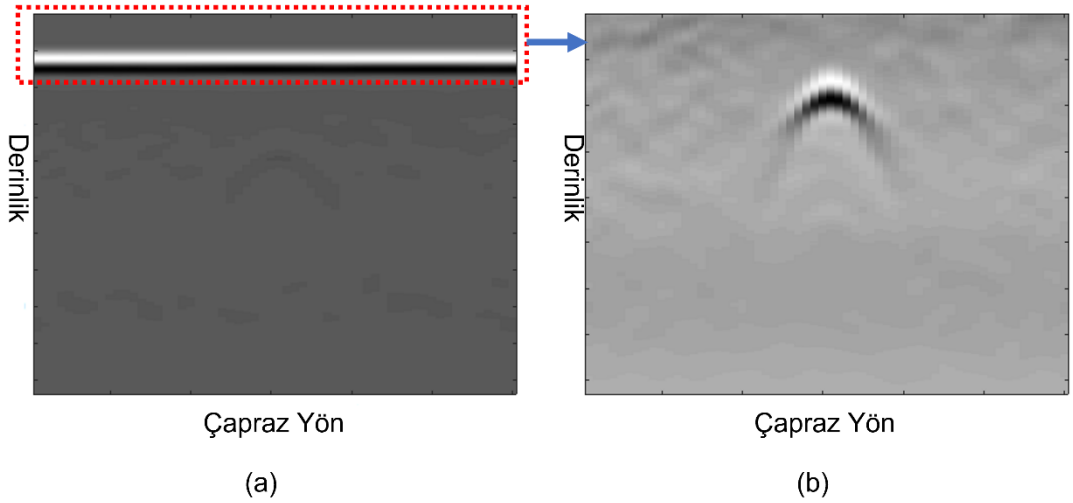
2.2.2. B-Tarama

B-tarama, iki farklı şekilde elde edilebilmektedir. Bunlardan ilki, verici-alıcı anten çiftinin çapraz yönde ilerletilerek birden fazla A-taramanın birleştirilerek oluşturulmasıdır. A-taramaların birleştirilmesiyle 2-B B-tarama matrisi oluşturulur.



Şekil 2.4. B-tarama

Bu matrisin görüntü olarak çizdirilmesiyle, anten çiftinin taradığı alanın kesit görüntüsü elde edilir. Yer yansıması ve anten kuplajı hedef yansımasına göre daha güçlü olduğu için hedef yansımaları ham B-tarama görüntülerinde net olarak görülememektedir. Yer yansımasının kaldırılması ile hedef yansıması Şekil 2.5'te de görüldüğü gibi netleşmektedir.

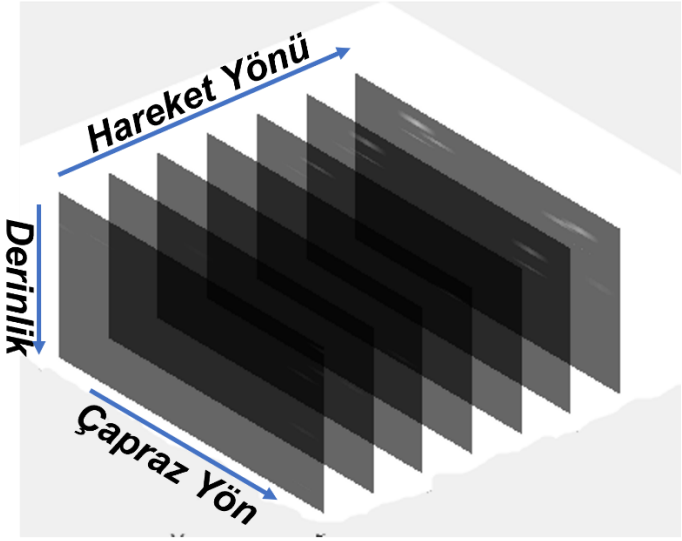


Şekil 2.5. B-tarama Görüntüsü a) Ham B-tarama b) Yer yansıması kaldırılmış B-tarama görüntüsü

B-tarama elde etmek için kullanılabilecek bir diğer yöntem ise verici-alıcı anten çiftleri ile anten dizisi oluşturmaktır. Bu yöntem ile aynı anda her bir vericiden yayılan radar sinyalleri kaydedilir. Tek bir anten çiftinin çapraz yönde hareket ettirilmesi ile elde edilen B-tarama, bu yöntem ile çapraz yönde dizilerek oluşturulan anten çiftleri sayesinde tek bir radar sinyalinin kaydedilmesi ile elde edilir.

2.2.3. C-Tarama

C-tarama ise hareket yönü boyunca kaydedilen B-taramaların birleştirilmesiyle oluşmaktadır. Elde edilen C-tarama verisi ile yer altı 3-B olarak görüntülenebilmektedir. Bir kara veya hava platformunun önüne çapraz yön ile aynı yönde olacak şekilde yerleştirilen bir anten dizisi aracılığıyla tek bir radar sinyalinden elde edilebilecek veri B-tarama verisi olmaktadır. Aracın hareket yönünde ilerlerken kaydettiği B-tarama verileri ardı ardına birleştirilip kaydedilerek 3-B C-tarama verisi elde edilmektedir.



Şekil 2.6. C-tarama

Gömülü nesne tespiti bir A-tarama ile gerçekleştirilebilmektedir. Ancak, bir A-tarama verisi ile hedef yansımalarını parazit yansımalardan ayırmak oldukça güç olmaktadır. Tel gibi radar yüzey alanı çok küçük olan hedeflerden gelen yansımaların yer altında sıkça karşılaşılabilecek taşlardan gelen yansımalardan ayrılması pek mümkün olmamaktadır. B-tarama görüntülerinde oluşan hiperboller sayesinde hedef tespiti A-tarama verilerine göre daha kolay gerçekleştirilebilmektedir.

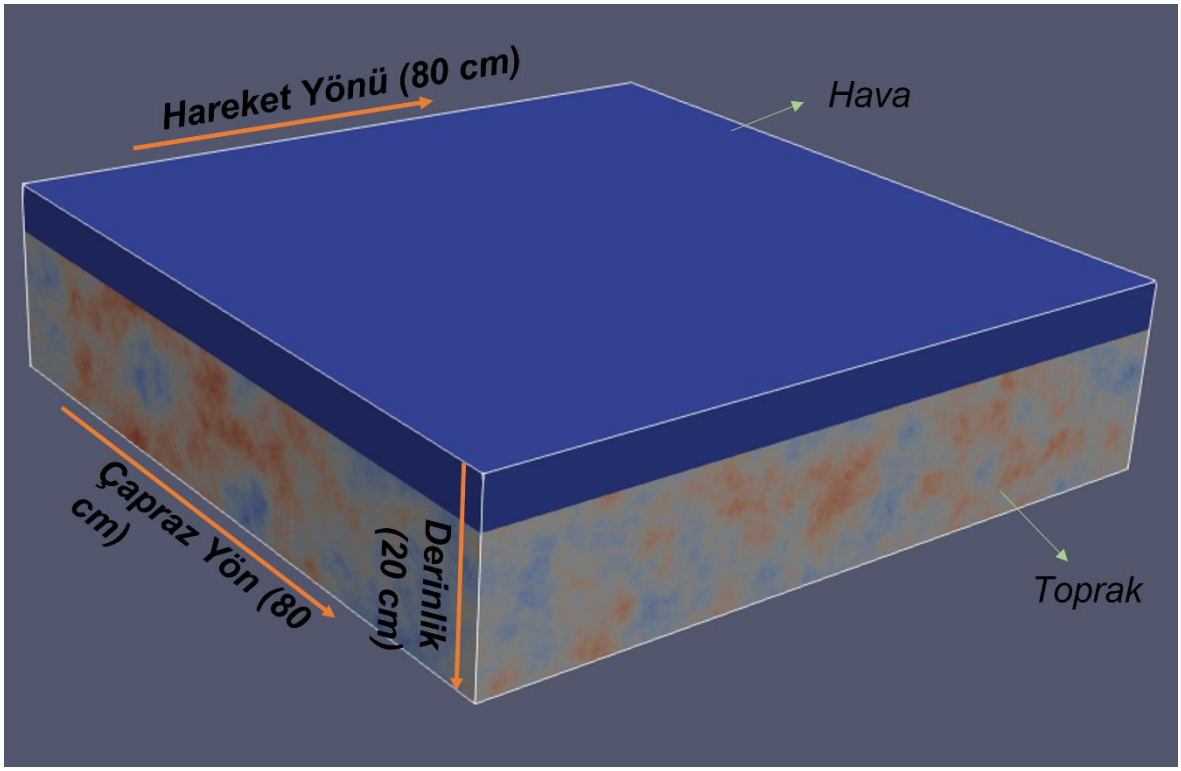
C-tarama verileri ise 3B yapıya sahip olduklarından işlem süreleri oldukça yüksek olmaktadır. C-tarama verilerinden pratik uygulamalarda yararlanabilmek için kullanılacak sistemin donanım özelliklerinin geleneksel YNR sistemlerine göre daha performanslı olması gerekmektedir. Maliyet anlamında daha pahalı sistemler gerektirmesine rağmen C-tarama görüntüleri yer altında bulunan nesneler hakkında daha çok bilgi sunmaktadır[21]. Bu bilgiler ile tespit edilen nesnenin tanımlanması veya sınıflanması diğer YNR menzil profillerine göre çok daha kolay olmaktadır.

3. BENZETİM ORTAMI VE VERİ SETİ

Benzetim verileri zamanda sonlu farklar yöntemini kullanan açık kaynak kodlu gprMax benzetim ortamında oluşturulmuştur. Gprmax Yere Nüfuz Eden Radar benzetimleri için geliştirilmiş bir programdır. Ayrıca, mühendislik, jeofizik ve arkeoloji alanlarında da elektromanyetik dalga yayılımının modellenmesi için kullanılabilmektedir. Herhangi bir grafiksel arayüzü bulunmayan gprMax programı Python programlama dili ile modellenerek komut satırı aracılığı ile çalıştırılmaktadır.

3.1. Benzetim Ortamı

Bu çalışma kapsamında veri setleri hava ve toprak barındıran ve 80cm x 80cm x 20 cm boyutlarında olan bir model içerisinde oluşturulmuştur. Burada hareket yönü 80cm, çapraz yön 80cm ve derinlik 20cm olacak şekilde model oluşturulmuştur.



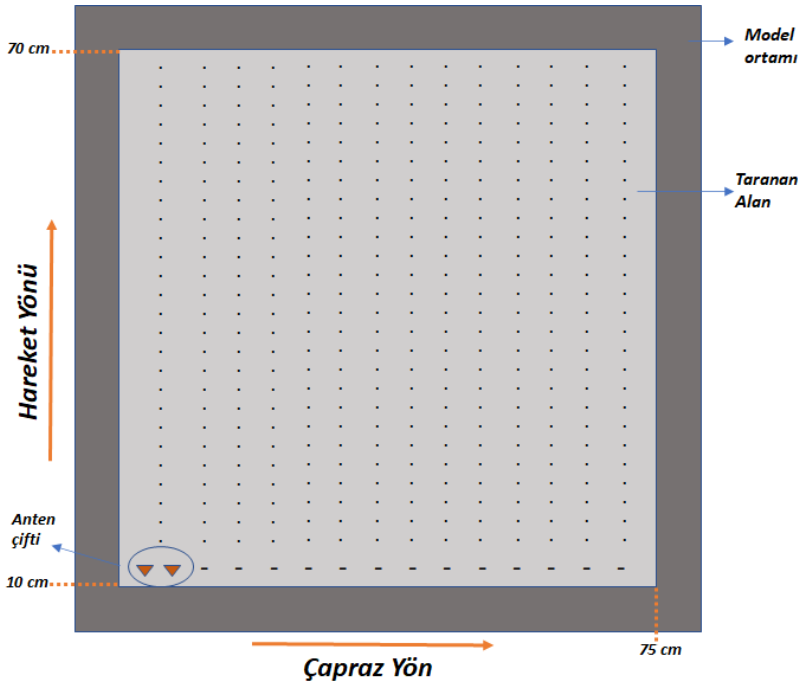
Şekil 3.1. Benzetim modeli

GprMax programı ile oluşturulan toprak modelinin materyal özellikleri belirlenebilmektedir. Tez çalışmasında kullanılan verilerin oluşturulduğu toprak özellikleri Tablo 1'de belirtilmiştir.

Tablo 1. Toprak materyal özellikleri

Özellik Adı	***Değer***
Kum fraksiyonu	0.5
Kil fraksiyonu	0.5
Kütle yoğunluğu	2 g/cm^3
Kum partikül yoğunluğu	2.66 g/cm^3
Hacimsel su fraksiyon aralığı	0.001 – 0.25

Bu çalışma kapsamında kara veya hava platformlarına entegre olabilecek bir anten dizisi modellenerek veri seti oluşturulmuştur. Bu anten dizisi modelini oluşturabilmek için gprMax programında ilk olarak bir çift verici-alıcı anten modellenmiştir. Bu anten çifti hareket yönünde 10 cm'den başlayarak 1 cm aralıklarla 70 cm'e kadar tarama gerçekleştirilmiştir. Bu tarama işleminden sonra anten çifti çapraz yönde 5 cm ilerletilmiş ve tarama işlemi tekrar gerçekleştirilmiştir. Bu işlem çapraz yönde 75 cm'ye kadar tekrar edilerek toplamda 14 adet B-taramadan oluşan 3-B C-tarama verisi elde edilmiştir. Taranan alan ve tarama yöntemi Şekil 3.2'de gösterilmiştir.



Şekil 3.2. Benzetim ortamı tarama yöntemi

Benzetim ortamında tel ve toprak altında parazit olarak adlandırılabilecek küresel cisimler modellenmiştir. EYP komuta telinin yarıçapı sabit tutularak parazit cisimler farklı derinlik ve boyutlarda modellenmiştir. Benzetim ortamına ait özellikler Tablo 2'de sunulmuştur.

Tablo 2. Benzetim ortamı özellikleri

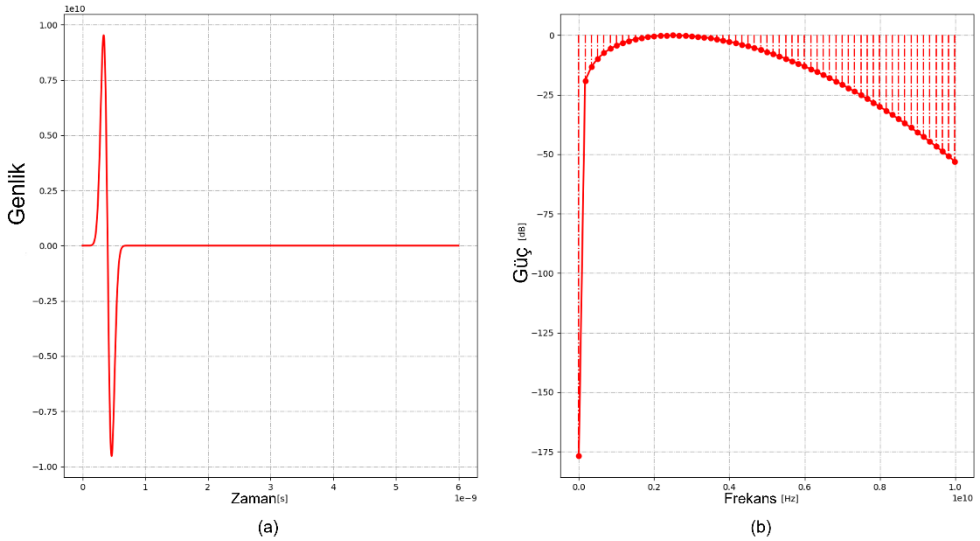
Parametre Adı	**Değer**	**Birim**	**Tanım**
x	80	cm	Benzetim ortamı çapraz yön uzunluğu
y	80	cm	Benzetim ortamı hareket yönü uzunluğu
z	20	cm	Benzetim ortamı yüksekliği
tx	80	cm	Toprak çapraz yön uzunluğu
ty	80	cm	Toprak hareket yönü uzunluğu
tx	15	cm	Toprak yüksekliği
Verici_Pol	X	-	Verici anten polarizasyonu
Alıcı_Pol	X	-	Alıcı anten polarizasyonu
r_tel	2	mm	Komuta teli yarıçapı
f_m	2.5	GHz	Verici merkez frekansı

Veri seti oluşturulurken kullanılan dalga formu Gauss dalga formunun birinci türevidir. Gauss dalga formu ve türevi eşitlik (1) ve (2) ile gösterilmektedir.

$$d(t) = e^{2\pi^2 f^2 \left(t-\frac{1}{f}\right)^2} \tag{1}$$

$$d'(t) = -4\pi^2 f^2 \left(t-\frac{1}{f}\right) e^{2\pi^2 f^2 \left(t-\frac{1}{f}\right)^2} \tag{2}$$

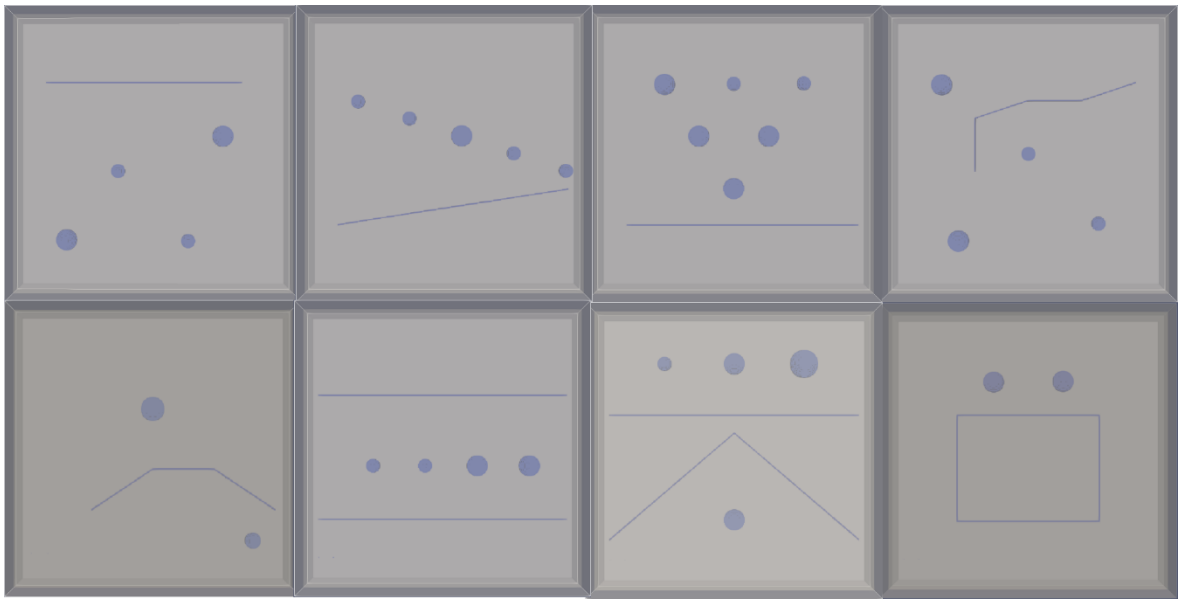
Burada f verici merkez frekansı t ise saniye cinsinden zamanı ifade etmektedir. Kullanılan Gauss dalga formunun birinci türevinin zaman ve frekans uzayı gösterimleri Şekil 3.3'de sunulmuştur.



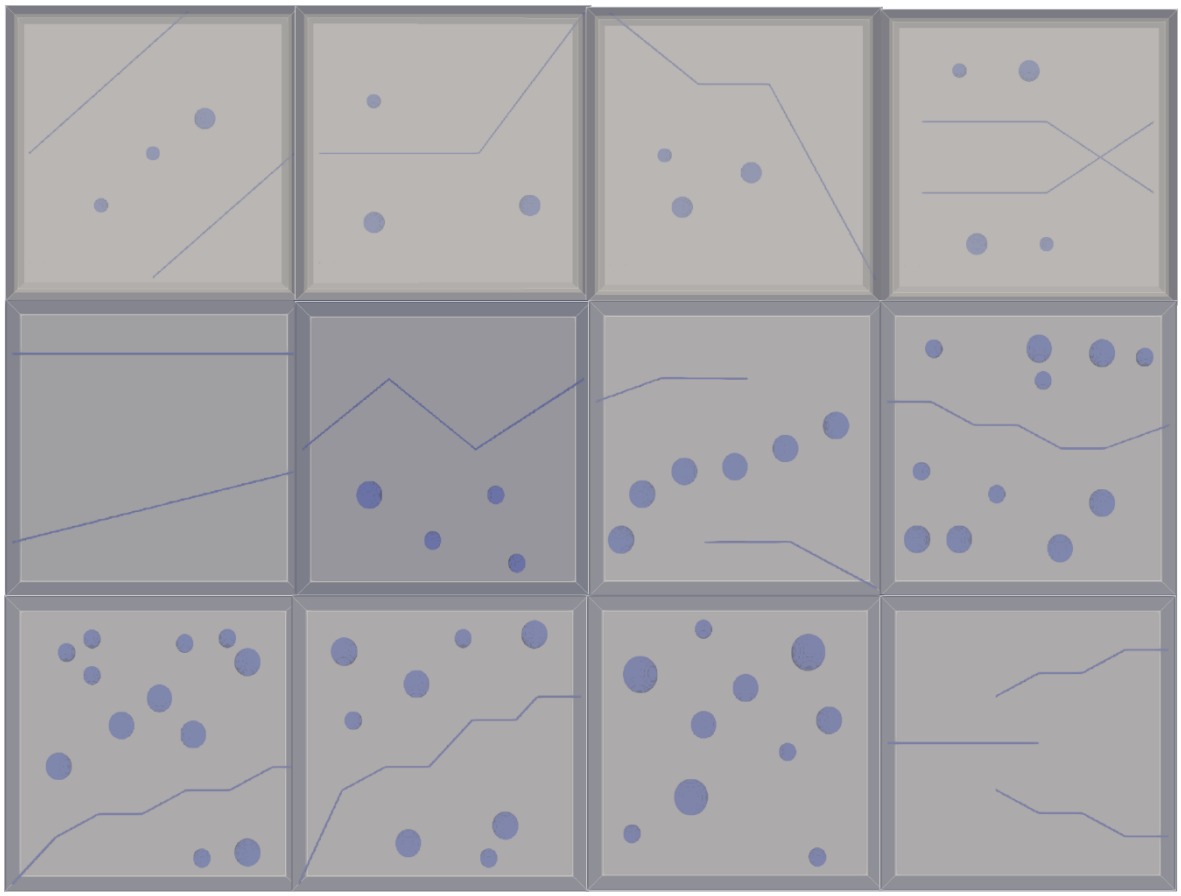
Şekil 3.3. Gauss dalga formunun birinci türevi a) Zaman uzayı b) Frekans uzayı

3.2. Veri Seti

EYP tetiklemesi için kullanılan komuta telleri her zaman doğrusal formda olmamaktadır. Bu yüzden oluşturulan veri setinde komuta teli serbest formda ve farklı oryantasyonlarda modellenmiştir. Model içerisinde komuta teli yanı sıra farklı boyut ve derinliklerde parazit olarak adlandırılabilecek taş parçacıkları da modellenmiştir. Tez çalışması kapsamında 20 adet farklı benzetim verisi oluşturulmuştur. Oluşturulan veri seti Şekil 3.4 ile gösterilmiştir.



Şekil 3.4. 8 adet benzetim verisi



Şekil 3.5. 12 adet benzetim verisi

Bu benzetim modelleri kullanılarak her senaryo için 3-B C-tarama verisi elde edilmiştir. C-tarama verileri ile taranan altındaki herhangi bir nesnenin 3-B görüntüsü elde edilebilmektedir.

B-tarama görüntüleri 2-B verilerdir. Bu veriler kullanılarak gömülü hedef tespiti gerçekleştirilebilmektedir. Ancak, gerçekleştirilen tespitin bir komuta teline mi yoksa aynı yansımayı sağlayabilecek başka bir nesneye mi ait olduğunun ayrımı pratik olarak mümkün olmamaktadır[5]. Ayrıca komuta telinin karakteristik özelliklerinden de faydalanabilmek için C-tarama verileri kullanılmıştır.

4. METOTLAR

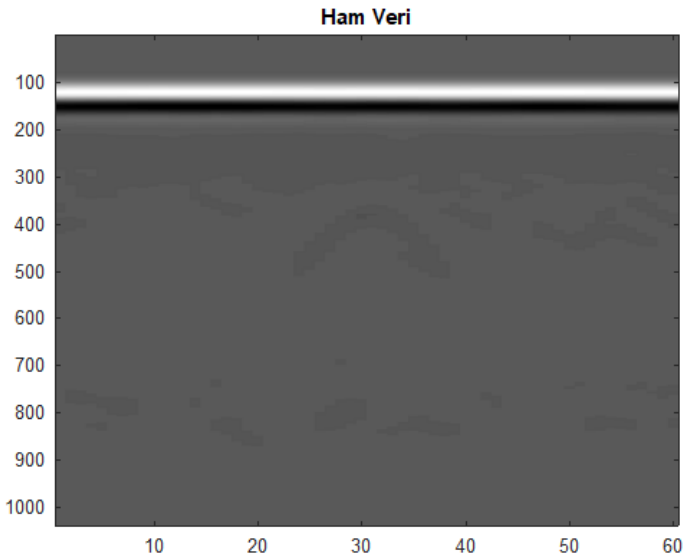
Bu bölümde tez çalışması kapsamında araştırılan metotlar sunulacaktır. Çalışılan metotlarda ham verinin işlenerek düşük yanlış alarm ve yüksek tespit oranı elde edilmesi hedeflenmiştir. Bu metotlar, Yer Yansımasını Kaldırma Metotları, Ön İşleme Metotları ve Kümeleme Metotları olarak üç ayrı grupta incelenerek sunulmuştur.

4.1. Yer Yansıması ve Anten Kuplajını Kaldırma Metotları

Bölüm 2.2.1 ve 2.2.2'de de bahsedilen yer yansıması ve anten kuplajı YNR A-taramasında baskın olarak ön plana çıkmaktadır. Bu baskınlıktan dolayı hedef yansımalarını tespit oldukça güç olmaktadır. Hava-yer geçişinin her zaman gerçekleşeceği düşünülürse hedef yansımasının daha net bir şekilde ortaya çıkması veya tespit edilebilmesi için bu yansımanın ortadan kaldırılması gerekmektedir.

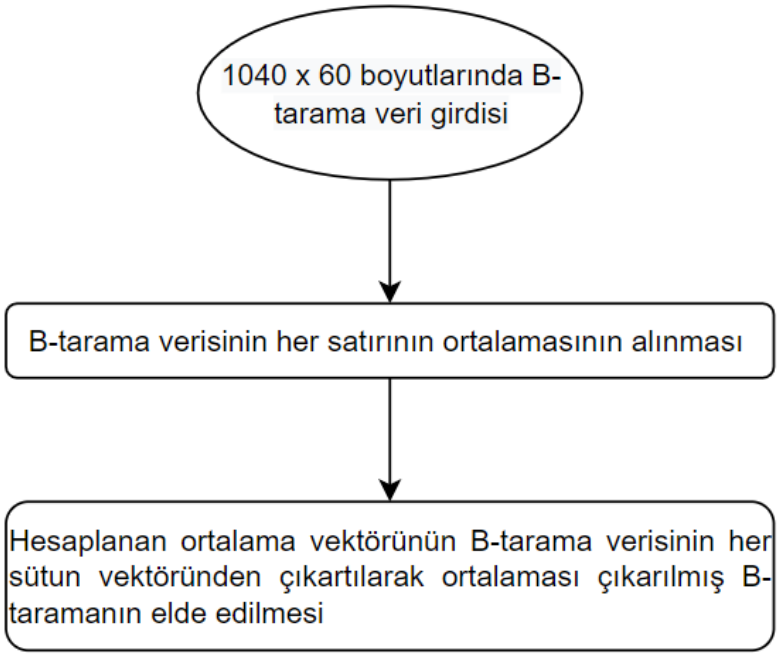
4.1.1. Ortalama Çıkarma

Ortalama çıkarma yönteminde B-taramaların içerisinde bulunan sinyallerinin ortalaması alınarak ortalama kestirimi yapılır. Kestirilen ortalama bilgisi B-taramadan çıkartılarak yer yansıması ve anten kuplajı etkilerinin yok edilmesi işlemi gerçekleştirilir. Bu işlem literatürde arka plan yok edilmesi olarak da anılmaktadır[22].



Şekil 4.1. Kullanılan ham veri

Şekil 4.1'de gösterilen ham veri 2B bir matrisle ifade edilmektedir. 1040 x 60 boyutlarında olan bu matris derinlik x çapraz yön boyutlarından oluşmaktadır. Bu ham veri modelinde 4 cm'ye gömülü bir tel ve Tablo 1'de belirtilen özelliklere sahip toprak yapısı modellenmiştir. Ortalama çıkarma işleminin uygulanabilmesi için gerekli işlemler aşağıda akış şeması olarak sunulmuştur.



Şekil 4.2. Ortalama Çıkarma İşlemi Akış Şeması

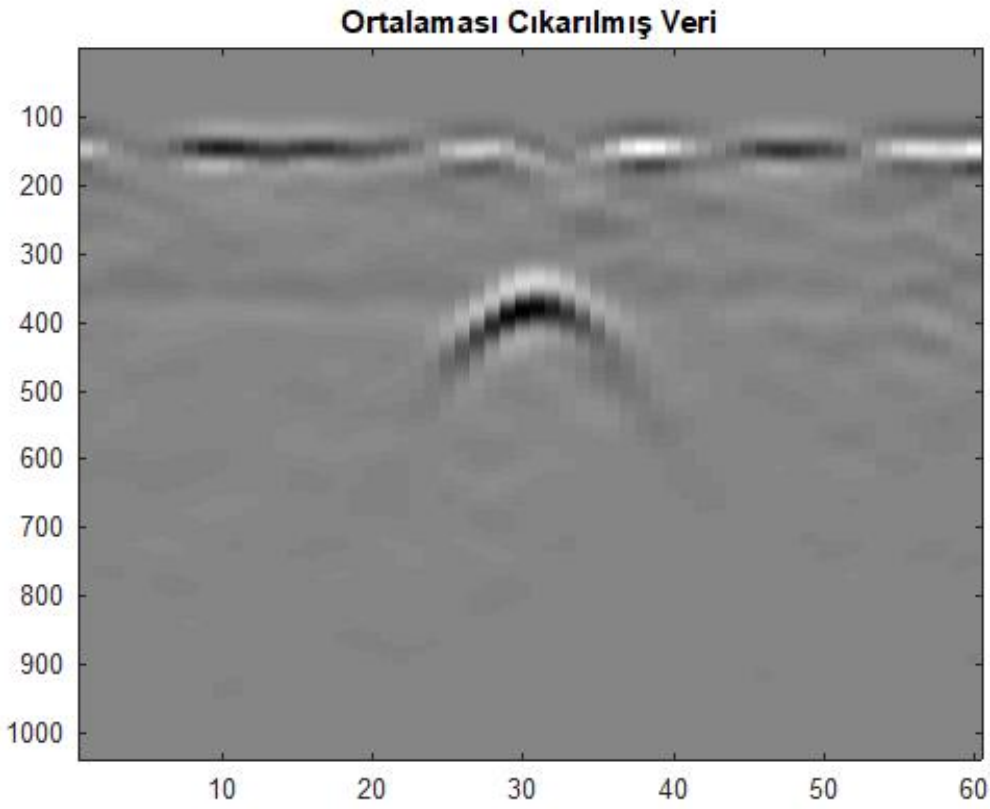
Ham B-tarama verisinin bir satırının ortalama alma işlemi ve ortalaması çıkarılmış B-tarama elde etme işlemleri eşitlik (3) ve (4)'te gösterilmiştir.

$$m = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x\,(i) \tag{3}$$

Burada m satır ortama değeri, x satır değerlerini, n ise satır değerlerinin adet sayısını belirtmektedir. Bu işlem her satır için tekrar edilerek $\bar{m}$ ortalama vektörü elde edilir.

$$Y = X - \bar{m} \tag{4}$$

Burada X ham B-tarama matrisini, Y ise ortalaması çıkarılmış B-tarama verisini ifade etmektedir.

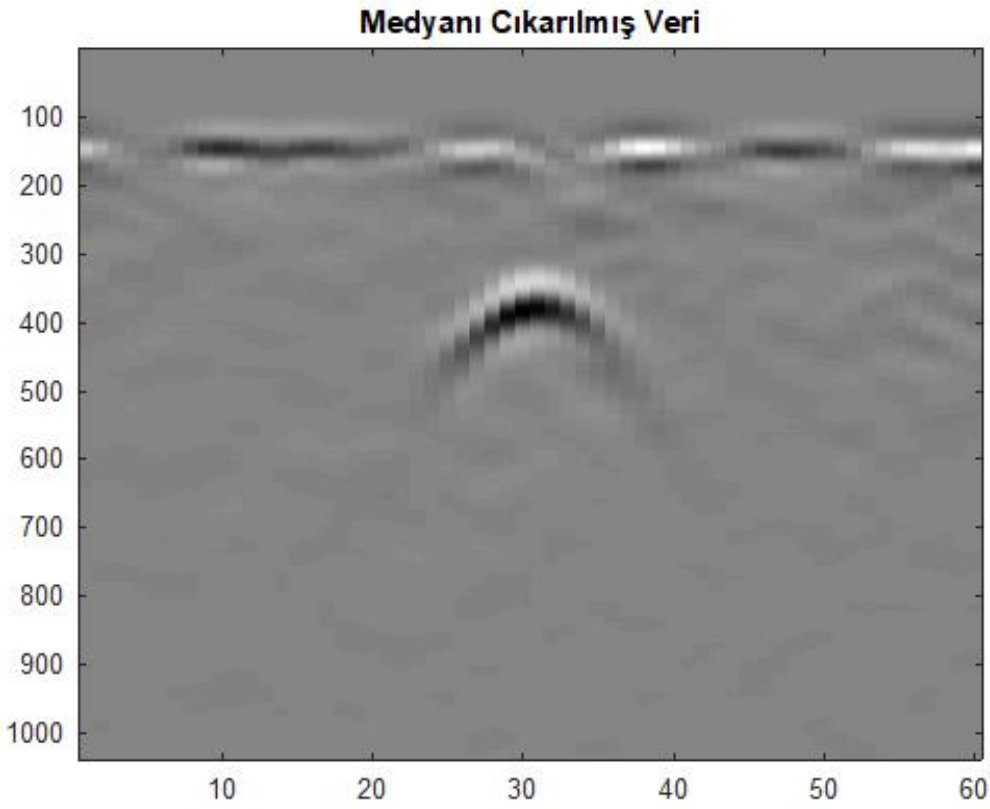


Şekil 4.3. Ortalama çıkarması uygulanmış B-tarama verisi

Ortalama çıkarma yöntemi yer yansıması ve anten kuplajından dolayı oluşan kargaşanın giderilmesinde etkili olmasına rağmen hedef bilgisinin olmadığı bölge bilgisine ihtiyaç duymaktadır. Ayrıca, bu yöntemin başarısı toprak yüzeyinin şekline, anten çiftinin yere göre olan yüksekliğine ve toprak yüzey yapısındaki değişimlere bağlı olmaktadır[23].

4.1.2. Medyan Çıkarma

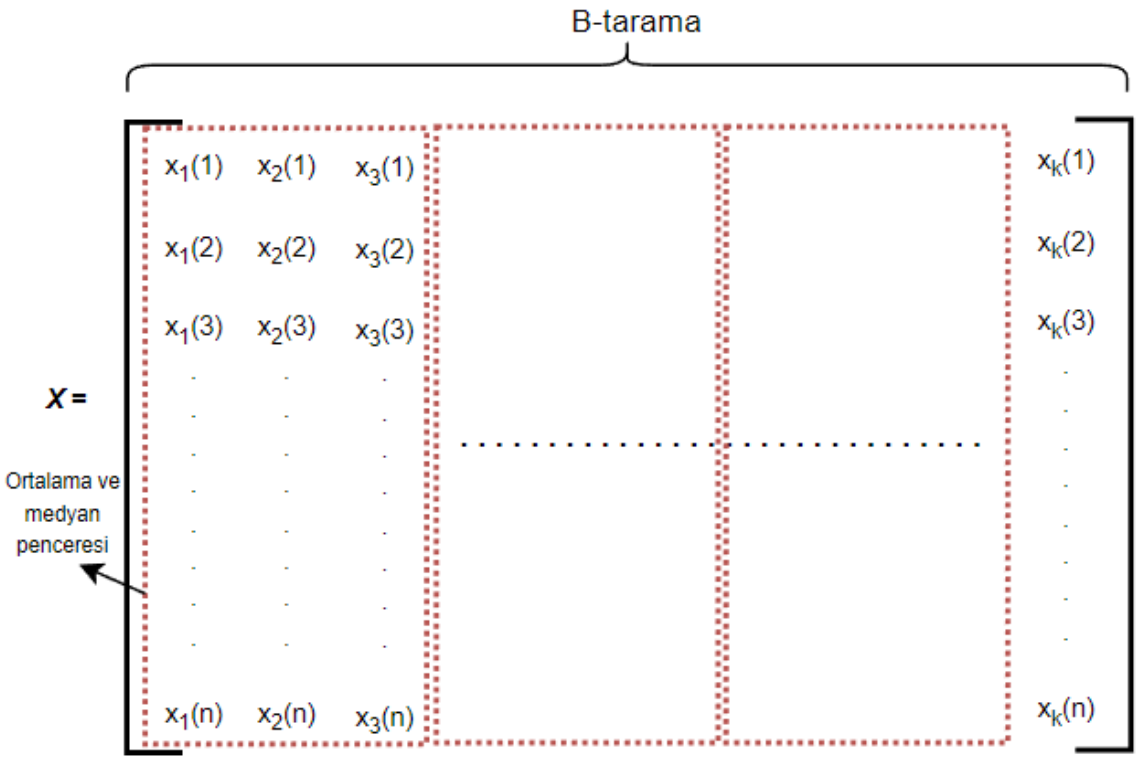
Medyan çıkarma işleminde izlenmesi gereken adımlar ortalama çıkarma işlemi ile aynı olmakla beraber tek farkın ortalama alınması gereken yerde medyan alınması olmaktadır. Ham B-tarama verisine medyan çıkarma işlemi uygulandıktan sonra elde edilen sonuç Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



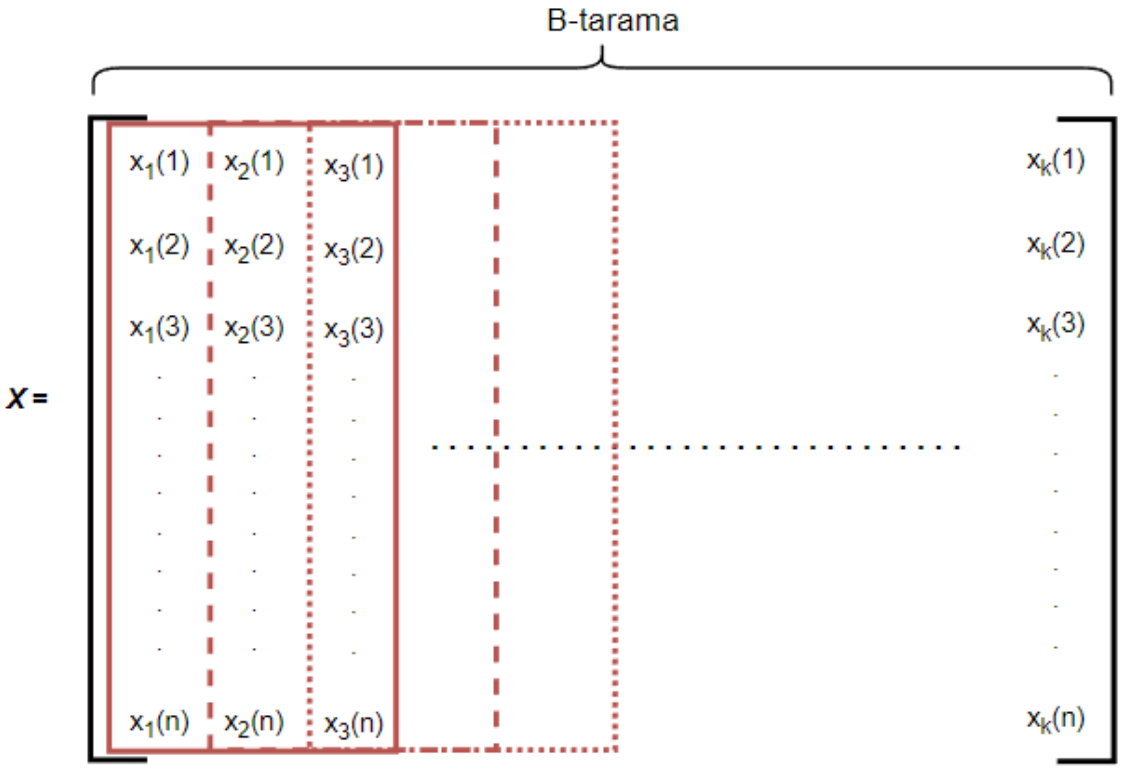
Şekil 4.4. Medyan çıkarması uygulanmış B-tarama verisi

4.1.3. Hareketli Ortalama ve Medyan Çıkarma

Ortalama çıkarma ve medyan çıkarma işlemleri B-tarama verisini oluşturulan tüm A-taramaların ortalaması alınarak hesaplanmaktadır. Hareketli ortalama ve medyan çıkarma işlemleri ise önceden belirlenmiş bir pencere büyüklüğü sayısı kadar A-taramaların ortalama ve medyanının hesaplanarak yine pencere içerisinde bulunan her A-taramadan çıkartılmasıdır[24]. Bu pencere yapısı B-taramada çapraz yönde ilerletilerek tüm görüntünün işlenmesi sağlanır. Bu ilerleme işlemi art arda yapılacağı gibi iç içe geçirilmiş bir şekilde de ilerletilebilir. Bu durum Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'da gösterilmiştir



Şekil 4.5. Art arda pencere eklenerek ortalama çıkarma işlemi



Şekil 4.6. İç içe geçen pencereler ile ortalama çıkarma işlemi

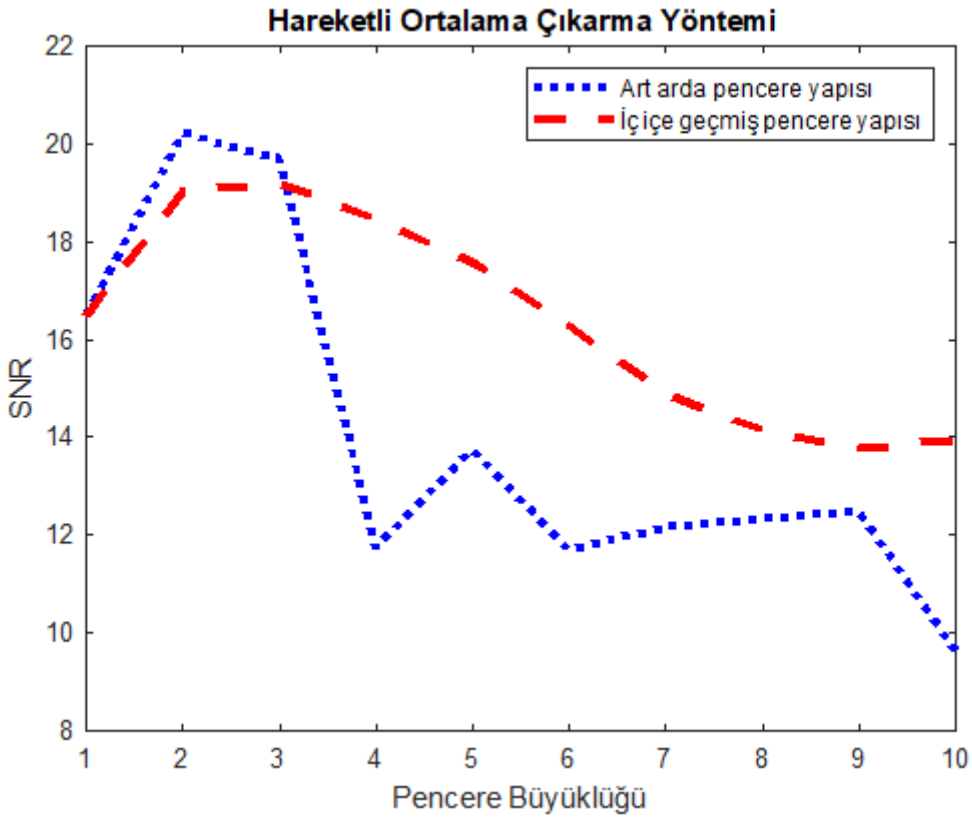
Her iki durum için de seçilen pencere büyüklüğü kritik öneme sahiptir. Pencere seçimi ve içerisinde bulunan A-taramaların ortalamasının hesaplanması eşitlik (5) ve (6)'da gösterilmiştir.

$$PO(k) = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M} x\,(k+j) \tag{5}$$

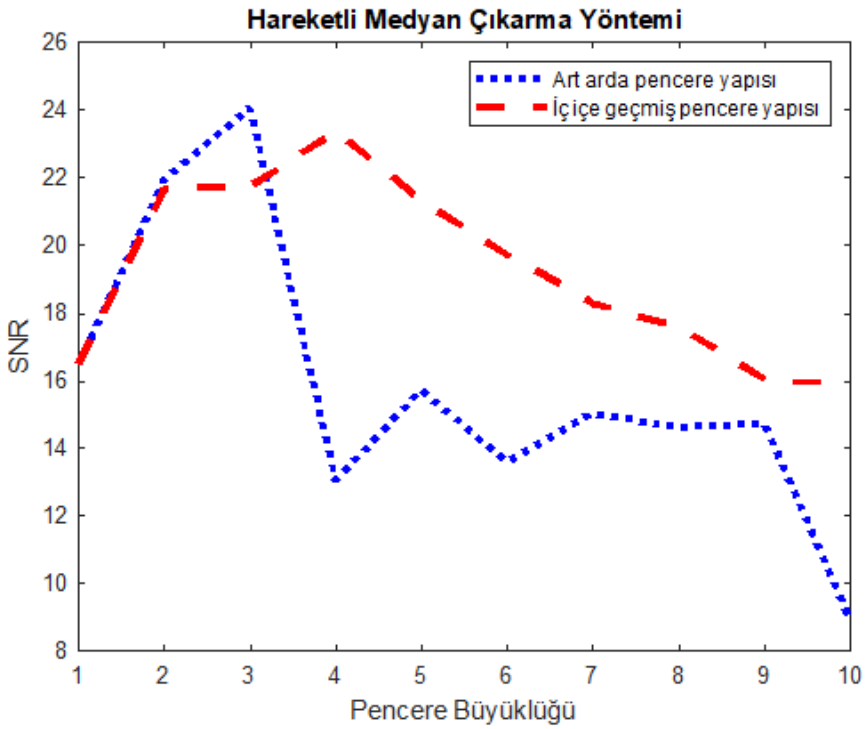
Burada M pencere büyüklüğünü, PO ise pencere ortalamasını ifade etmektedir.

$$Y_p = X_p - PO \tag{6}$$

Burada X_p pencere içerisinde bulunan A-taramaları, Y_p ise hesaplanan yeni pencereyi ifade etmektedir. Bu işlem tüm sütunlara uygulanarak hareketli ortalama ve medyan çıkarma işlemi tamamlanır. Seçilen pencere büyüklüğünün doğruluğu art arda ve iç içe geçmiş hareketli ortalama ve medyan yöntemleri için elde edilen yeni B-tarama görüntüsünün sinyal-gürültü oranı (SNR: Signal-to-Noise Ratio) hesaplanarak karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonuçları Şekil 4.7 ve Şekil 4.8'de gösterilmiştir.

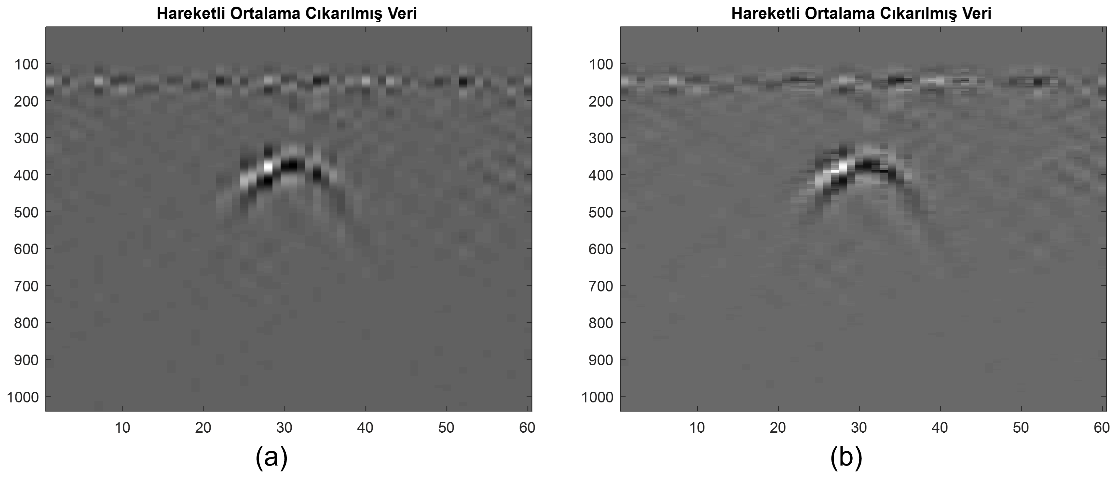


Şekil 4.7. Hareketli ortalama çıkarma yöntemi SNR karşılaştırması

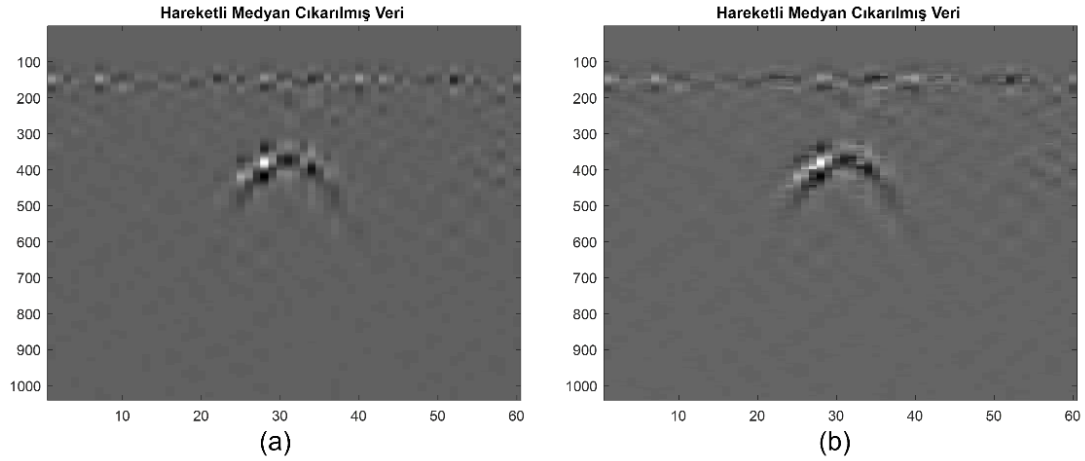


Şekil 4.8. Hareketli medyan çıkarma yöntemi SNR karşılaştırması

Her iki yöntemde de iç içe geçmiş pencere yapısının SNR değerlerinin ortalamasının art arda geçmiş pencere yapısına göre daha yüksek olduğu gözlemlenmektedir. Ancak SNR değerlerinin en yüksek olduğu pencere büyüklüklerinde iki yapı arasındaki fark iyice azalmaktadır. Yöntemlerin performanslarını göstermek adına iki yöntemde de pencere büyüklüğü 3 olarak seçilmiş ve sonuçlar Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'de gösterilmiştir.



Şekil 4.9. Hareketli ortalaması çıkarılmış veri a) Art arda pencere yapısı b) İç içe geçmiş pencere yapısı



Şekil 4.10. Hareketli medyanı çıkarılmış veri a) Art arda pencere yapısı b) İç içe geçmiş pencere yapısı

4.2. Ön İşleme Metotları

Yer yansıması ve anten kuplajının kaldırılmasından sonra elde edilen veri tam olarak işlemeye hazır olmamaktadır. Elde edilen veri içerisinde yer altından gelen gürültü sinyalleri

bulunabilmektedir. Tespit ve tanımlama algoritmalarının yüksek doğrulukta sonuç verebilmesi için hedef dışı olan bu gürültü ve kargaşanın görüntüden çıkarılmasını sağlayacak ön işleme metodu gerekmektedir. Bu çalışmada incelenecek konular Tekil Değer Ayrışımı (SVD: Singular Value Decomposition), Güçlü Temel Bileşen Analizi (RPCA: Robust Principal Component Analysis) ve Go Ayrışımı (Go Decomposition)'dır.

4.2.1. Tekil Değer Ayrışımı

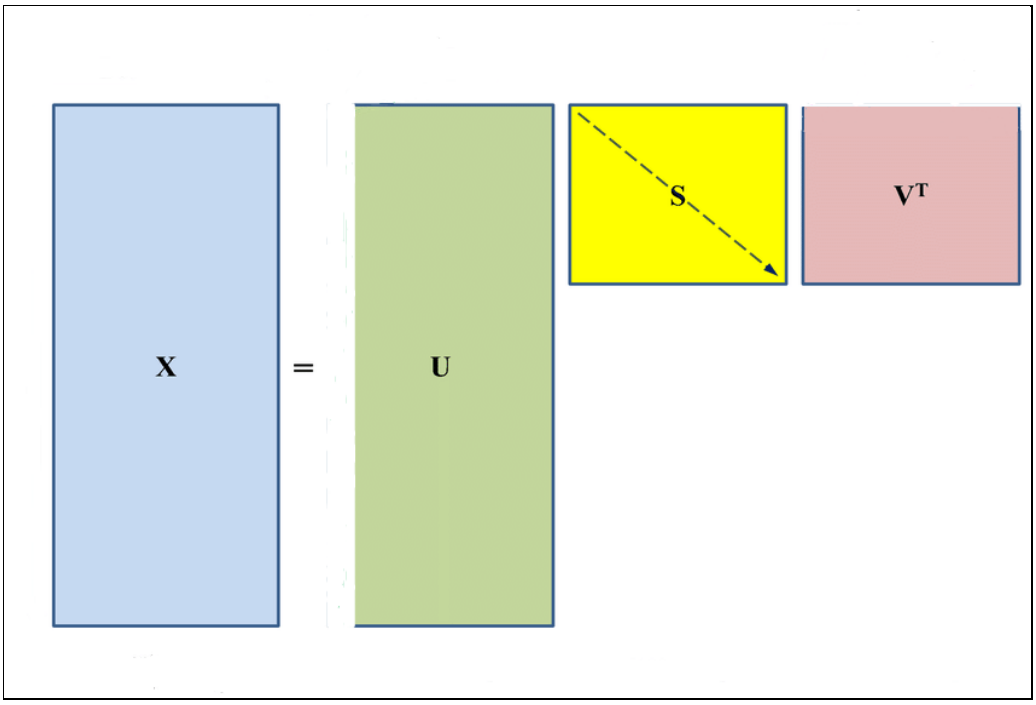
Tekil değer ayrışımı (SVD) ile görüntü iyileştirme yöntemi literatürde sıkça karşılaşılan bir konu olmaktadır[25], [26], [27], [28]. SVD metodu ile N x K boyutlarındaki bir B-tarama matrisi eşitlik (7)'de gösterildiği gibi spektral bileşenlerine ayrılmaktadır.

$$X = USV^T \tag{7}$$

Burada X B-tarama görüntüsünü, U ve V ise sırasıyla N x N ve K x K boyutlarında birimsel matrisleri ifade etmektedir[26]. S ise diyagonal yapıya sahip bir matrisi ifade etmektedir.

$$S=\begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & \sigma_2 & 0 & & 0 \\ 0 & 0 & \dots & & \\ \dots & \dots & .\sigma_r & & \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \dots \end{bmatrix} \tag{8}$$

Burada σ_i (sigma) ifadesi X matrisinin tekil değerlerini ifade etmektedir. S matrisinde bulunan sigma değerleri diyagonal ve azalan şekilde bulunmaktadır. Bu durum matematiksel olarak $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq \dots..\sigma_r$ ifade edilebilir. Burada *r*, X matrisinin rankını ifade etmektedir. Tekil değer ayrışımı metodunu anlatan görsel Şekil 4.11 ile gösterilmektedir.



Şekil 4.11. Tekil Değer Ayrışımı yöntemi[29]

Bir B-tarama görüntüsünde büyük olan sigma değerleri güçlü korelasyona sahip sinyallere (X_{hedef}) ait iken daha düşük sigma değerleri ise gürültü ($X_{gürültü}$) ve parazit ($X_{parazit}$) gibi zayıf korelasyonlara sahip sinyaller ait olmaktadır[25]. Bu bilgiler ışığında eşitlik (7), eşitlik (9)'da olduğu gibi farklı formda yazılabilmektedir.

$$X = \sum_{i=1}^{k} \sigma_i \, u_i v^T + \sum_{i=k+1}^{n} \sigma_i \, u_i v^T + \sum_{i=n+1}^{m} \sigma_i \, u_i v^T \tag{9}$$

Burada *k*, parazit yansımalarına denk ilk k adet sigma değerini, *n-k* hedef yansımaları ve *m-n* adet tekil değer ise gürültü değerlerini ifade etmektedir. Böylece X matrisi gürültüden arındırılmış şekilde eşitlik (10)'deki gibi tekrar oluşturulmaktadır.

$$X = \sum_{i=k+1}^{n} \sigma_i \, u_i v^T \tag{10}$$

4.2.2. Güçlü Temel Bileşen Analizi

Klasik Temel Bileşen Analizi (PCA: Principal Component Analysis) aykırı (outlier) verilere karşı oldukça hassas ve zayıf olduğundan dolayı tez çalışması kapsamında RPCA metodu incelenmiştir. RPCA metodu PCA metodunun zayıf yönlerini geliştirmek için ortaya

çıkmıştır[30], [31]. RPCA ile elde edilen B-tarama verisi eşitlik (11) ile ifade edildiği gibi bileşenlerine ayrılmaktadır.

$$\boldsymbol{X} = \boldsymbol{L} + \boldsymbol{S} + \boldsymbol{N} \tag{11}$$

Burada **L** düşük rank bileşenini, **S** seyrek (sparse) bileşenini ve **N** ise gürültü bileşenini ifade etmektedir. Bu metot temelde yüksek boyutlu verilerde düşük rank yapısını bulmak için eşitlik (12)' de verilen optimizasyon problemini çözmeye odaklanmaktadır[31].

$$\min_{\mathbf{L},\mathbf{S}} \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{S}\|_1 \quad \text{bağlı olarak} \quad \|\mathbf{X} - \mathbf{L} - \mathbf{S}\|_F \leq \delta \tag{12}$$

Buradan **L**'nin $\|...\|_*$ nükleer normunu (nuclear norm), $\|\ldots\|_1$ ise **S**'in ℓ-1 normunu, $\|\ldots\|_F$ Frobenius normunu, δ gürültü için sabit bit katsayıyı ve λ ise bir düzenleme katsayısıdır. Düşük rank bileşeni (**L**) yavaşça değişen arka plan verilerinin bir gösterimi iken seyrek bileşen ise (**S**) hedef anomalisi gibi yerel değişimleri içermektedir[32].

Daha önce bölüm 3.1'de anlatıldığı gibi tez çalışması kapsamında hava veya kara platformuna entegre olabilecek bir anten dizisi modellenerek veri seti oluşturulmuştur. Bu yüzden kullanılabilecek herhangi bir platformun ileri yöndeki hareketi sırasında birim zamanda alınan her veri 2B bir B-tarama verisi oluşturmaktadır. Bu B-tarama verisi (**X**), eşitlik (11)'de modellediğimiz gibi hedef yansımaları (**S**), parazitleri (**L**) ve gürültü değişkenlerinden (**N**) oluşmaktadır. Bu yüzden hedef yansımaları parazit ve gürültü bileşenlerinden RPCA konveks optimizasyon problemi çözülerek elde edilebilmektedir. Ancak, [33] ve [34] çalışmalarında sunulan çözüm yöntemleri genel olarak 100 iterasyondan daha fazlasına ihtiyaç duymaktadır. Bu iterasyon sayısı bu yöntemin pratik uygulamalara göre daha fazla işlem süresi harcamasına neden olmaktadır. Ön işleme yönteminin pratik uygulamalarda kullanılabilir olması için daha dayanıklı ve hızlı bir çözüme ihtiyaç duyulmaktadır[35].

4.2.3. Go Ayrışımı

T. Zhou ve D. Tao tarafından yapılan çalışmada [36] Go Ayrışımı detaylı bir şekilde anlatılmaktadır. Go Ayrışımı RPCA tabanlı olmasına rağmen daha hızlı bir çözüm yöntemi kullanmaktadır. İkili rastgele projeksiyonlar (bilateral random projections) yöntemi ile çözüm sunan Go Ayrışımı RPCA metoduna göre çok daha hızlı sonuç vermektedir[36]. Go

Ayrışımı eşitlik (11)'de gösterilen B-tarama verisini (**X**) eşitlik (13)'de gösterildiği gibi hatayı minimize ederek spektral bileşenlerine ayırmaktadır.

$$\min_{\mathbf{L},\mathbf{S}} \|\mathbf{X}-\mathbf{L}-\mathbf{S}\|_F^2 \quad \text{bağlı olarak} \quad \text{rank}(\mathbf{L}) \le r, \quad \text{kard}(\mathbf{S}) \le k \tag{13}$$

Burada rank (**L**) ifadesi **L** matrisinin rankını, kard(**S**) ifadesi ise **S** matrisinin kardinalitesini yani S matrisinin eleman sayısını ifade etmektedir.

Go Ayrışımını YNR uygulamalarında kullanabilmek için bazı uyarlamalar yapmak gerekmektedir[35]. Bunlardan ilki, ham B-taramasını bileşenlerini ayırmak yerine yer yansıması ve anten kuplajı kaldırılarak hedef yansımalarının daha belirgin olduğu odaklanmış B-taramasını bileşenlerine ayırmaktır[34]. İkinci uyarlama ise düşük rank (**L**) ve ayrık (**S**) matrisleri için başlangıç kestirimleri yapmaktır. [37] çalışmasında düşük rank ve ayrık matrisleri için yapılan başlangıç kestirimlerinin Go Ayrışımı metodunun çözümünü hızlandırabileceği anlatılmaktadır.

Düşük rank matrisi için başlangıç kestirimini ($\mathbf{L_0}$) düşük rank matrisinin ortalamasını alarak yapmak ve ayrık matrisi başlangıç kestirimi ($\mathbf{S_0}$) için ise bu düşük rank matrisini başlangıç kestirimini ham B-tarama (**X**) verisinden çıkarmak Go Ayrışımı metodunun işlem süresini tipik olarak 10 iterasyondan daha kısa bir süreye indirmektedir[35].

4.3. Kümeleme Metotları

Bu tez çalışması kapsamında hedef tespiti sonrası bu hedefin tanımlanması hedeflenmektedir. Tespit edilen hedefin tanımlanabilmesi için bu çalışma kapsamında denetimsiz öğrenme yöntemleri olan K-Ortalama Kümeleme ve Gauss Karışım Modeli ile Kümele yöntemleri incelenmiştir.

4.3.1. Maksimum Olasılık ve Kestirim Maksimizasyonu

Maksimum olasılık (ML: Maximum Likelihood) kestirimi oluşturulacak olan modelin üreteceği verilerin maksimum olasılık ile üretebilmesi için ilgili model parametrelerinin kestirimini yapan bir yöntemdir.

Kümeleme metotlarında kullanılacak olan yöntemler kestirimin maksimizasyonu (EM: Expectation Maximization) algoritmasını kullanarak kümeleme işlemini gerçekleştirmektedir. Kestirimin maksimizasyonu algoritması ise temelde maksimum

olasılık kestirimi yöntemini kullanan iteratif bir metottur. Kestirim maksimizasyonu algoritmasının işlem adımlarını sıralı şekilde verecek olursak:

1. *Başlatma:* Model parametrelerinin başlangıç kestirimini yapmak. Bu işlem genellikle rastgele yapılmaktadır,
2. *Kestirim Adımı:* Model parametre değerlerini sabit tutarak gizli değişkenlerin değer kestirimini yapmak,
3. *Maksimizasyon Adımı:* Model parametrelerinin bir hata fonksiyonunu minimize eden yeni değerlerini kestirmek,
4. *Sonlandırma:* Kümeleme işlemi için belirlenen kriter tamamlana kadar 2. ve 3. adımlarımı tekrar etmek[38].

4.3.2. K-Ortalama Kümeleme

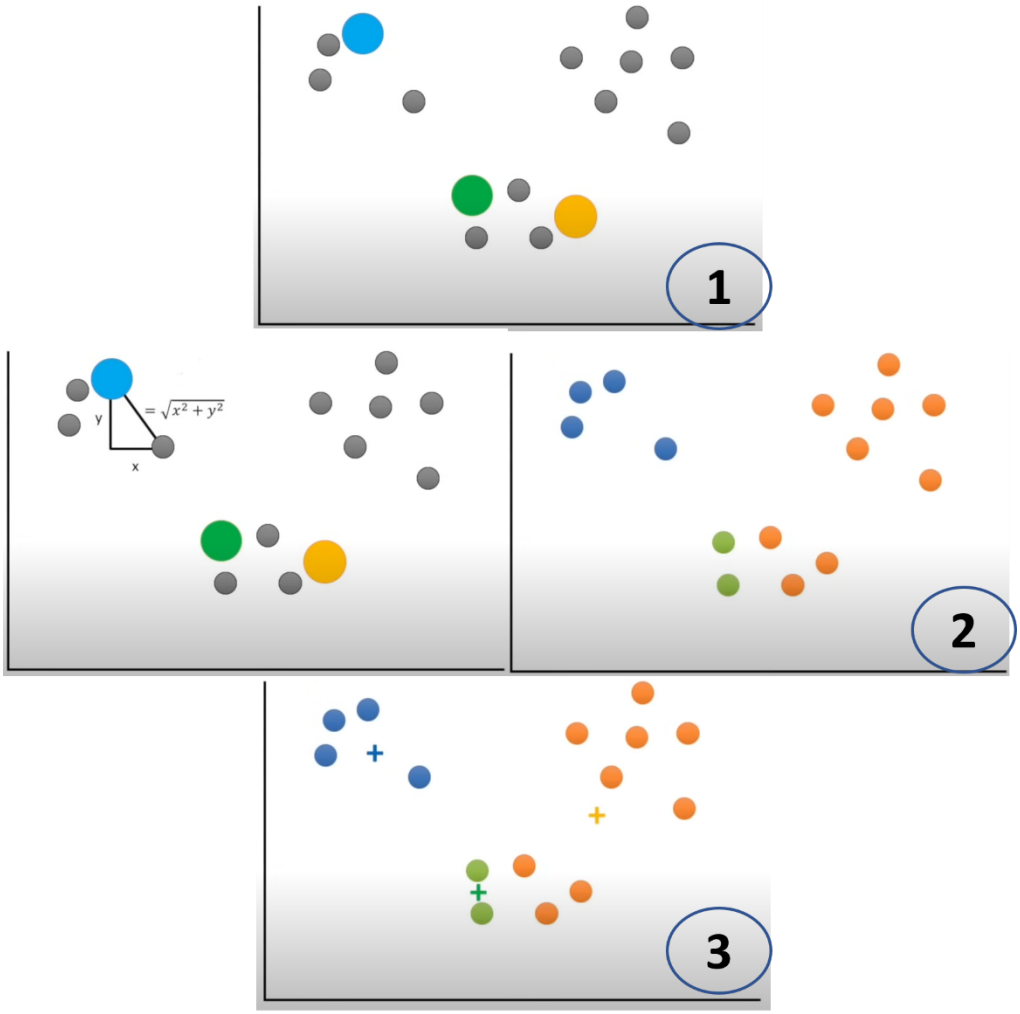
K-Ortalama kümeleme metodu günümüzde en çok kullanılan kümeleme metotlarından biridir. Bu metot, önceden hazırlanmış veri seti özelliklerini (features) küme merkezlerine göre toplam varyansı minimize ederek kümelemektedir. Kümeleme işlemi *m* küme merkezi ve bu kümelere atanmış veriler arasındaki mesafeyi minimize ederek gerçekleşmektedir. Bu *m* küme merkezleri D_i (i=1,2,…..,m) ve her kümeye atanmış ilgili özellik verisi x_j (j=1,2,…..,n) arasındaki mesafenin minimize edilişinin matematiksel ifadesi eşitlik (14) ile gösterilmektedir[39]. K-Ortalama kümeleme yöntemi mesafe ölçümü Öklid mesafe ölçüm yöntemi ile gerçekleştirmektedir.

$$min\Sigma_{i=1}^{m}\Sigma_{j=1}^{n} dist\left(x_j - D_i\right)^2 \tag{14}$$

K-Ortalama kümeleme metodu yinelemeli bir yöntemdir. K-Ortalama kümeleme işlemi gerçekleşirken Kestirim Maksimizasyonu yöntemini kullanarak her kümeye ilgili özellik verisini atama işlemini gerçekleşmektedir. Kümeleme esnasında gerçekleşen işlem adımları ise şu şekildedir:

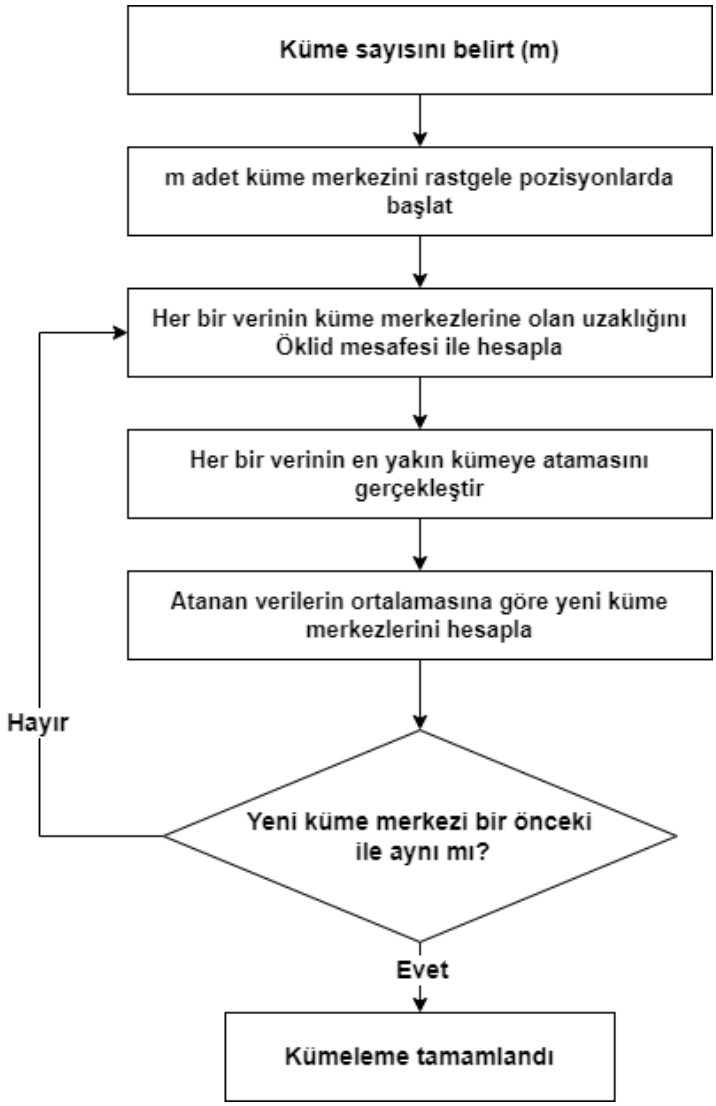
1. Önceden belirlenmiş *m* küme merkezlerini rastgele pozisyonlarda başlatmak,
2. Her özellik verisini en yakın küme merkezine atamak,
3. Küme merkezlerinin pozisyonlarını güncellemek,
4. Adım 2 ve adım 3'ü önceden belirlenmiş bir kriter gerçekleşene kadar devam etmektir[39].

Bu işlem adımları örnek bir veri seti için görsel olarak Şekil 4.12'de sunulmaktadır.



Şekil 4.12. K-ortalama kümeleme işlem adımları

İşlem adımlarının algoritmik akış diyagramı Şekil 4.13 ile gösterilmektedir.



Şekil 4.13. K-Ortalama Kümele algoritma akış diyagramı

4.3.3. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme

Gauss Karışım Modeli genel olarak veri setinin dağılımı bilinmediği durumlarda kullanılmaktadır[40]. Denetimsiz makine öğrenmesi olan bu yöntem Maksimizasyon çözüm metodunu kullanarak olasılık yoğunluk kestirimlerini referans alarak verileri elips şeklinde kümelemektedir. Oluşturulan kümeler, standart sapma ve ortalama değerler ile tanımlanan Gauss dağılımları olmaktadır. K-Ortalama kümeleme yönteminde verilerin ortalamaları referans alınarak kümeleme işlemi gerçekleştirilmesi bir önceki bölümde detaylı olarak anlatılmaktadır. Gauss Karışım Modeli ile kümeleme yönteminde ise ortalama ve kovaryans bilgilerini kullanmak bu yöntemin her küme için daha iyi bir niceliksel uygunluk ölçüsüne sahip olmasını sağlamaktadır[38][41].

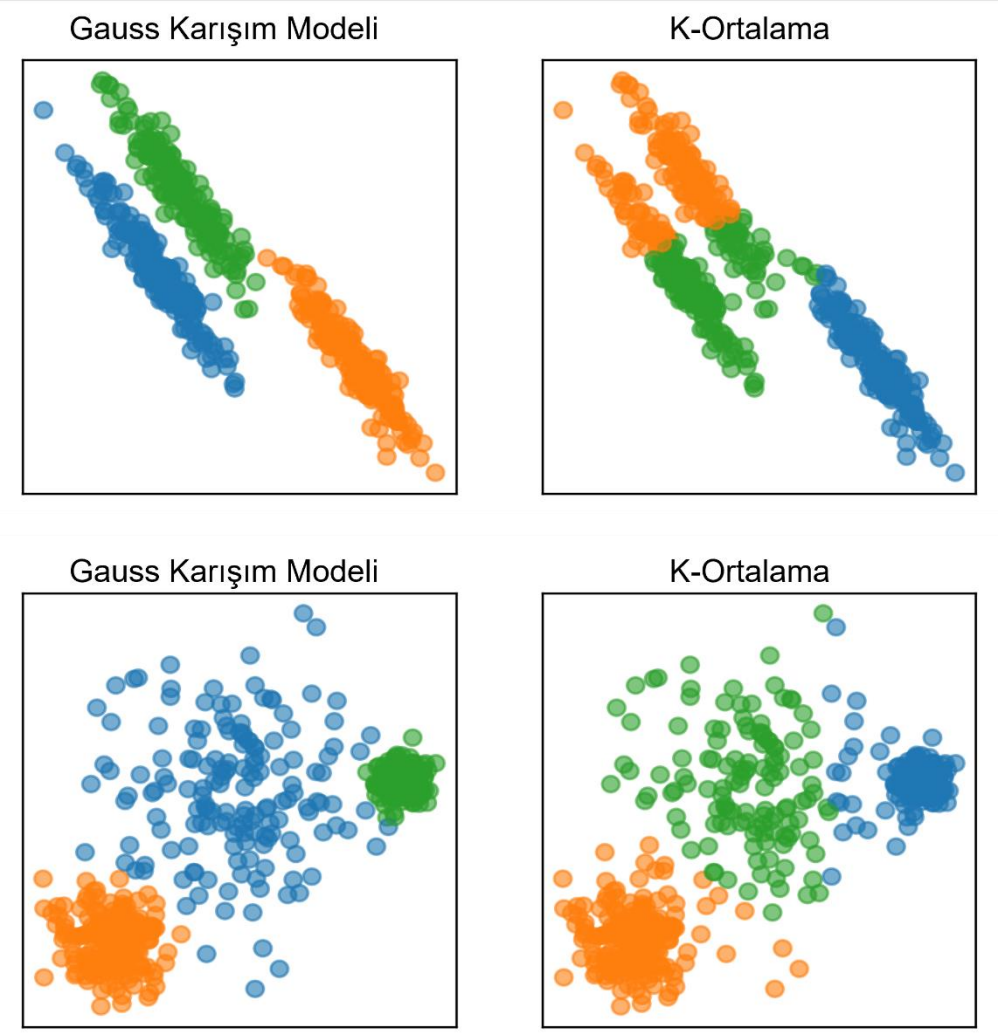
Gauss dağılımlarının lineer kombinasyonu olan Gauss Karışım Modeli matematiksel olarak eşitlik (15) ile gösterilmektedir.

$$p(X) = \sum_{k=1}^{K} \pi_k N(X|\mu_k, \Sigma_k) \tag{15}$$

Burada K modeldeki küme sayısını, π_k ise her Gauss kümesi için yoğunluk kestirimi anlamına gelen karışım katsayısıdır. $N(X|\mu_k, \Sigma_k)$ ifadesi ise Gauss yoğunluğunu ifade etmektedir ve matematiksel olarak eşitlik (16)'da olduğu gibi tanımlanır.

$$N(X|\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{L}{2}}\sqrt{|\Sigma|}} exp\left\{-\frac{(X-\mu)^T\Sigma^{-1}(X-\mu)}{2}\right\} \tag{16}$$

Burada μ, L boyutlu ortalama vektörü, Σ ise L x L boyutlarına sahip kovaryans matrisini ve $|\Sigma|$ ise kovaryans matrisinin determinantını ifade etmektedir. Gauss Karışım Modeli ile kümeleme yöntemi elips şeklinde kümeler oluşturmasının K-Ortalamaya göre farkını gösteren durum Şekil 4.14 ile gösterilmektedir.



Şekil 4.14. Gauss Karışım Modeli ile K-Ortalama kümeleme yöntemleri

Gauss Karışım Modeli özellik veri setindeki her bir verinin küme merkezine olan uzaklığını hesaplamak için Mahalanobis mesafesini kullanmaktadır.

4.3.3.1 Mahalanobis Mesafesi

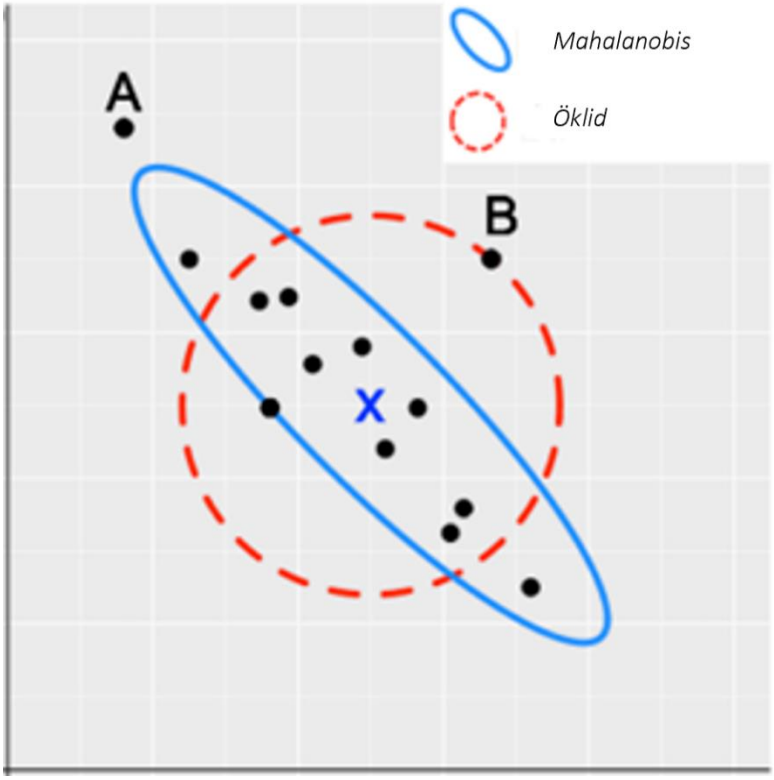
Geometrik bakış açısıyla bakıldığında Öklid mesafesi iki nokta arasındaki mesafeyi mümkün olan en kısa yol ile hesaplamaktadır. Bu hesaplama yönteminden kaynaklanan problemlerden biri, birbirleriyle yüksek bağıntılı veriler arasındaki korelasyonu hesaba katmamasıdır[42].

Mahalanobis mesafesi çok değişkenli istatistiklerde sıkça kullanılan bir ölçüm yöntemidir. Bu yöntem bir küme merkezi ile veri noktası arasındaki mesafeyi ölçerken verinin küme merkezi etrafındaki dağılımını da hesaba katmaktadır[43].

Elips şeklinde kümeleme için de kullanılan iki nokta arasındaki Mahalanobis mesafesi matematiksel olarak eşitlik(17)'deki gibi ifade edilmektedir.

$$d_M(x,y) = \sqrt{(x-y)\Sigma^{-1}(x-y)^T} \tag{17}$$

Burada Σ^{-1} ifadesi kovaryans matrisini ifade etmektedir[41]. Mahalanobis ve Öklid yöntemleri ile ölçülebilen mesafe alanlarını daha iyi vurgulayan görsel Şekil 4.15 ile gösterilmektedir.



Şekil 4.15. Mahalanobis ve Öklid mesafeleri ölçüm yöntemleri

Mahalanobis mesafesi ile korelasyonu yüksek verilerin birbirlerine olan mesafeleri oldukça yakın olurlarken bu veri setinin içinde olabilecek aykırı değerlerin mesafeleri daha yüksek olmaktadır. Mahalanobis mesafe ölçümünde kovaryans da hesaba dahil edildiğinden dolayı bu yöntem aykırı değer tespiti için de sıkça kullanılmaktadır.

5. TEZ ÇALIŞMASINDA YARARLANILAN YÖNTEMLER VE BENZETİM ÇALIŞMALARI

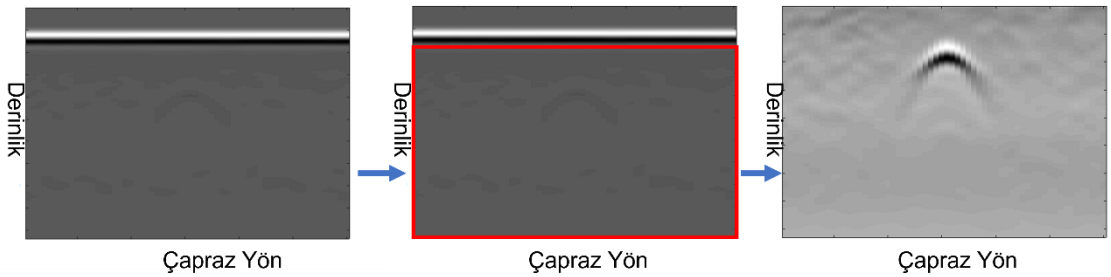
Bu tez çalışması kapsamında kullanılan veri seti Bölüm 3.2'de detaylı bir şekilde sunulmuştur. Bu veri seti hava veya kara platformuna entegre edilebilecek bir anten dizisi ile oluşturulan sensör başlığı kapsamında modellenmiştir. Veri seti oluşturulurken farklı tel oryantasyonları ve farklı büyüklüklere sahip parazit nesneler göz önünde bulundurularak benzetim senaryoları oluşturulmuştur.

YNR verileri çoğunlukla yer yansımaları ve anten kuplajından gelen sinyaller tarafından baskılanmaktadır. Elde edilen veriler zamana göre incelendiğinde anten kuplajının zaman karşılığı elektromanyetik dalganın verici antenden alıcı antene kadar olan mesafe boyunca aldığı yolun süresine eşit olmaktadır. Yer yansıması ise verici antenden yere ve daha sonra yerden alıcı antene kadar olan mesafe boyunca geçen süreye denk gelmektedir. Benzetim çalışmalarında veya pratik uygulamalarda da sensör başlığının yere olan mesafesi ile antenler arası mesafe neredeyse bütün senaryolarda aynı zaman diliminde görülmektedir. Bu durum gömülü nesne tespiti yapan YNR sistemlerinde hedef tespitini oldukça zorlaştırmaktadır. Bu yüzden etkili ve pratik uygulamalarda kullanılabilecek hızlı bir yer yansıması ve anten kuplajını kaldırma metodu kullanılmalıdır.

5.1. Zaman Kapılama ve Maksimum Genlik Tespiti

Yer yansıması ve anten kuplajını kaldırma metotları Bölüm 4.1'te ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Ancak, incelenen metotlardan verimli bir sonuç alınamamıştır. Bu yüzden bu tez çalışmasında uygulaması daha kolay aynı zamanda etkili sonuç veren zaman kapılama ve maksimum genlik tespiti yöntemi kullanılmıştır.

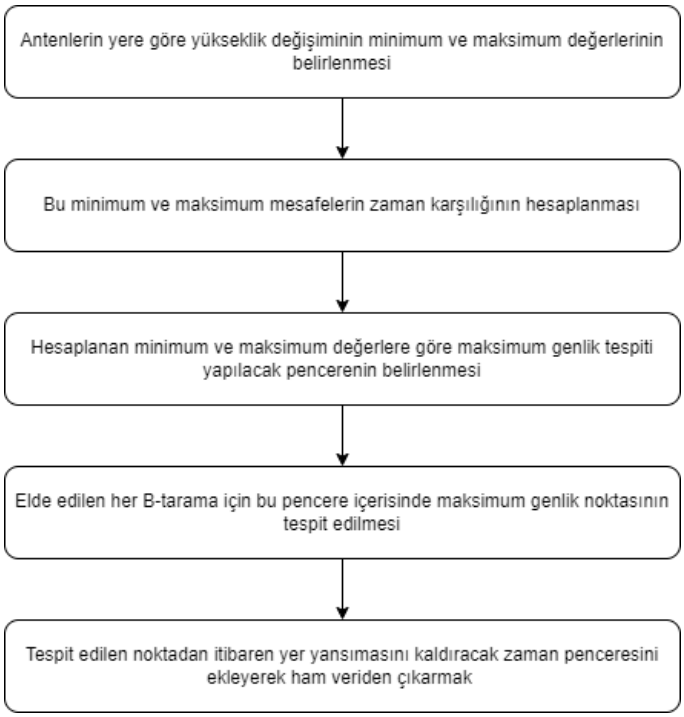
Klasik zaman kapılama yöntemi ile B-tarama görüntüsünde önceden belirlenen büyüklükte bir zaman penceresi ile ham verinin pencere içerisinde kalan kısmı ham veriden çıkartılarak yer yansıması kaldırılabilmektedir.



Şekil 5.1. Klasik zaman kapılama yöntemi

Bu yöntem ile pencere büyüklüğü belirli bir yüksekliğe göre önceden belirlenmektedir. Bu yüzden antenlerin yere göre olan yüksekliği değişince bu değişime denk gelen pencere elde olamayacağından sonuçları yetersiz ve yanlış olacaktır. Antenlerin yere göre olan yüksekliği antenlerin entegre olacağı platforma doğrudan bağlı olmaktadır. Yer yansıması ve anten kuplajı için kullanılacak algoritmanın bu durumu göre uyarlamalı değişiklikler yapabiliyor olması gerekmektedir. Bu algoritmanın yer yansımasından gelecek maksimum genliğin veri içerisindeki yerini tespit ettikten sonra zaman kapısı uygulayabiliyor olması gerekmektedir[5].

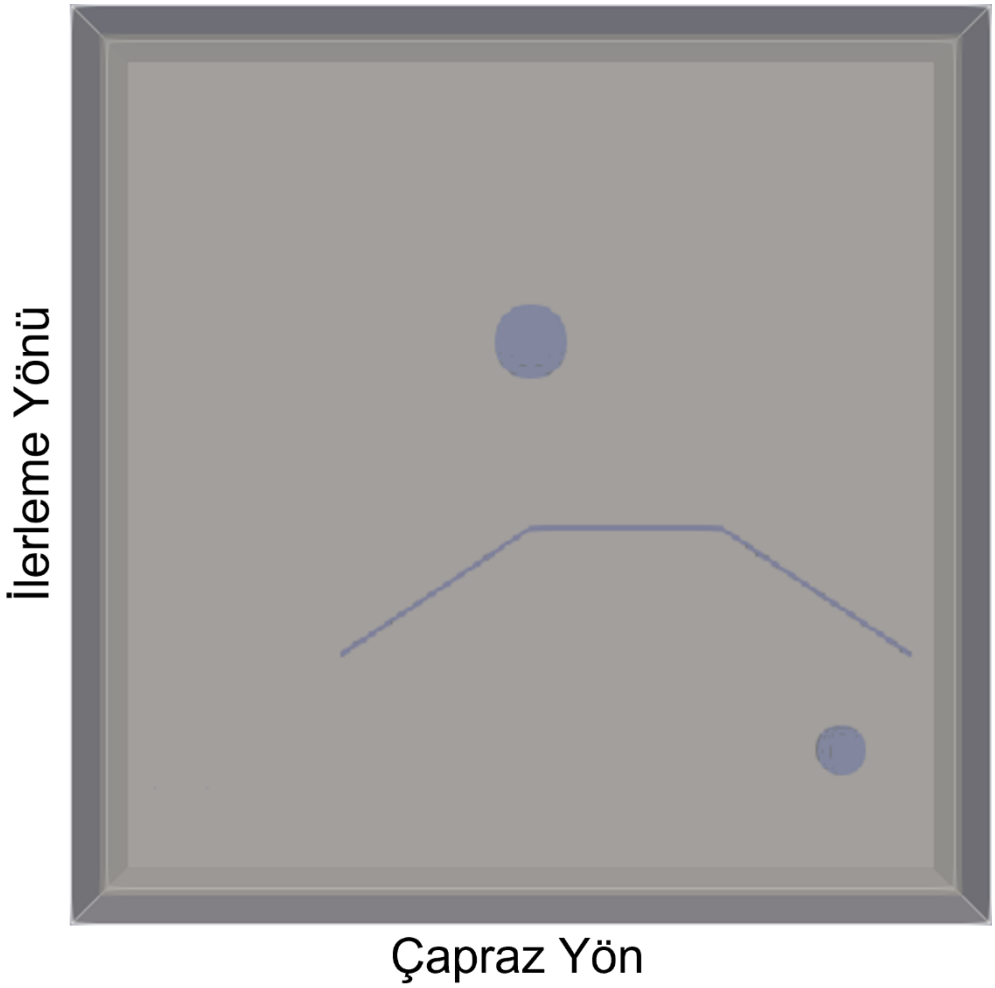
Tez çalışması kapsamında kullanılacak olan zaman kapılama algoritmasının işlem adımları şu şekildedir:



Şekil 5.2. Zaman kapılama ve maksimum genlik tespiti algoritma akış diyagramı

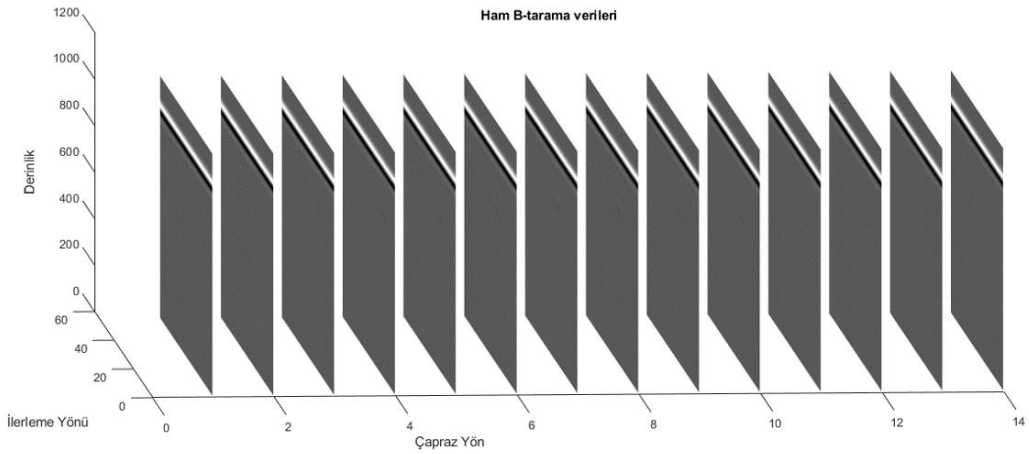
Zaman kapılama ve maksimum genlik tespiti algoritmasının son adımında eklenecek olan pencere büyüklüğü deneysel olarak belirlenmelidir. YNR sisteminin çalışma yöntemi, sinyal örnekleme hızı, kullanıldığı toprak tipi ve sistem bant genişliği gibi birçok parametre bu eklenecek pencerenin büyüklüğünü değiştirebilecek etkiye sahip olmaktadır.

Kullanılan algoritma Şekil 5.2 ile ayrıntılı olarak anlatılmaktadır. Bu algoritma ilerleme yönü boyunca elde edilen her B-taramaya uygulanmaktadır. Algoritma çıktıları göstermek için tez çalışması kapsamında oluşturulan benzetim senaryolarından biri kullanılmıştır. Kullanılan bu senaryo Şekil 5.3 ile gösterilmektedir.



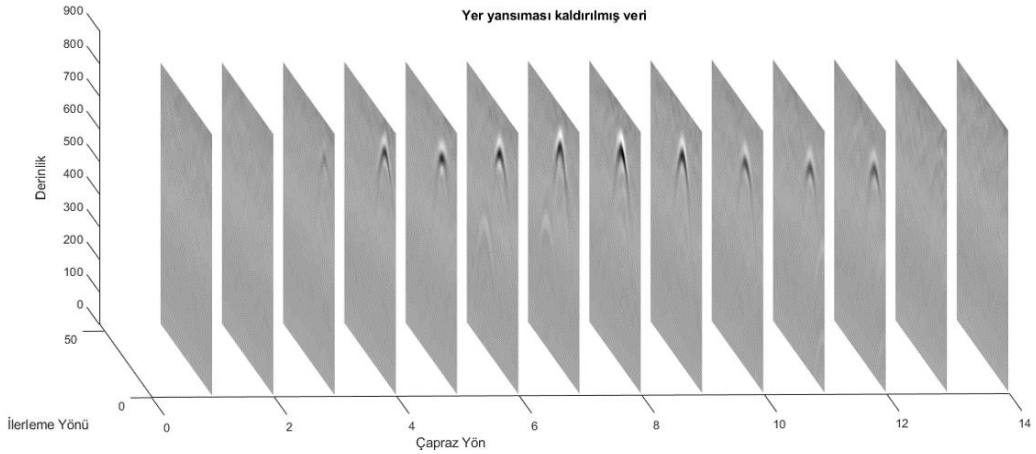
Şekil 5.3. Zaman kapılama yöntemi için kullanılan benzetim senaryosu

Bu ve geri kalan tüm senaryo verileri için ilerleme yönünde anten çiftleri ile tarama gerçekleştirilerek B-tarama oluşturulmuştur. Bu anten çiftleri ile çapraz yönde 5 cm aralıklarla ilerleme yönü boyunca bütün senaryo taraması gerçekleştirilmiştir. Bu tarama şekli ile elde edilen ham veri görüntüsü Şekil 5.4 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.4. Ham B-tarama verilerinin gösterimi

Burada elde edilen YNR verisi **X**, M x N x K boyutlarına sahiptir. Şekil 5.2 ile anlatılan algoritma olduğu gibi ilk olarak antenlerin entegre olduğu başlığın kullanım senaryosunda hareket edebileceği yükseklik değerlerinin önceden belirlenmesi gerekmektedir. Bu mesafe değişimlerini maksimum değeri elektromanyetik dalganın bu mesafe için alabileceği süre değerine çevirmek gerekmektedir. Tespit edilen maksimum değişimin B-taramadaki süre karşılığı yer yansımasının olduğu zaman bölümüne denk gelmektedir. Bu maksimum değere bir pencere büyüklüğü ($\mathbf{p_1}$) belirlenir ve yer yansımasının neden olacağı yüksek genlik seviyesi bu pencere içerisinde aranır. Böylelikle tüm veri seti içerisinde böyle bir arama yapmanın önüne geçilerek işlem süresi de azaltılmaktadır. Bu pencere **K** boyutunda olan her A-tarama uygulanır. A-tarama içerisinde ilk $\mathbf{p_1}$ değere karşılık gelen değer içerisinde maksimum genlik tespiti ve bu genliğin veri içerisindeki sırası tespit edilir. Böylelikle yer yansıması tespiti gerçekleştirilmiş olur. Ancak, Şekil 5.4 ile görüleceği üzere yer yansıması tek bir anda değil birden fazla yeri kaplamaktadır. Bu yüzden tespit edilen maksimum genlik sırasına ek olarak uygulanacak bir pencere ($\mathbf{p_2}$) ile A-tarama verisinden ilk $\mathbf{p_1} + \mathbf{p_2}$ veri çıkartılarak yer yansıması kaldırılarak M x N x K_2 boyutlarında bir veri elde edilmektedir. Bu çalışma kapsamında $\mathbf{p_2}$ değeri deneysel olarak belirlenmiştir. Bu algoritmanın kullanılacağı veri seti ve ilgili veride gerçekleşebilecek yer yansıması verileri incelenerek $\mathbf{p_2}$ değeri belirlenebilir. Yer yansıması kaldırılmış olan B-tarama görüntüleri Şekil 5.5 ile gösterilmektedir.

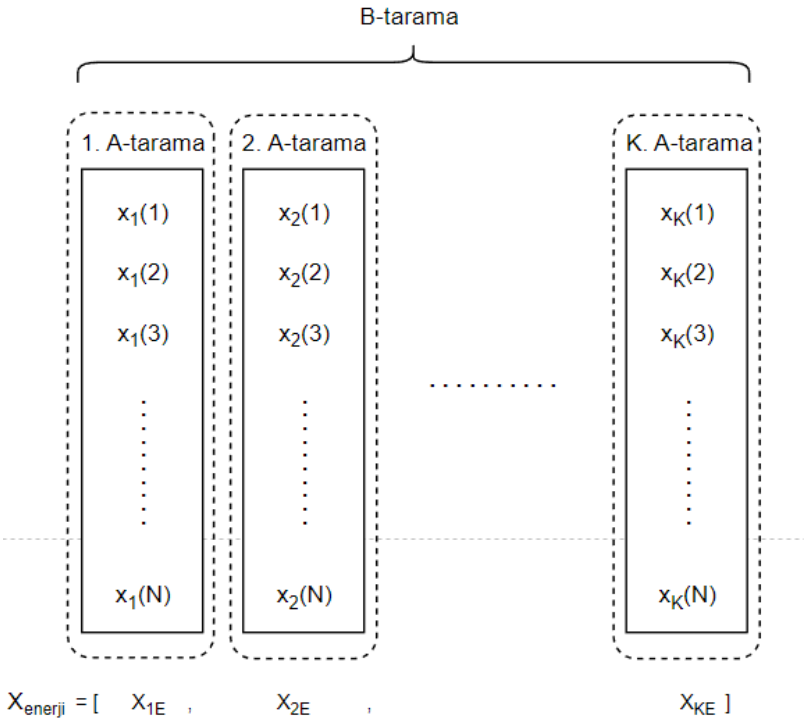


Şekil 5.5. Yer yansıması kaldırılmış B-tarama görüntüleri

5.2. Ön İşleme Metotları Karşılaştırma Sonuçları

Ön işleme metotlarının performanslarının gösterilebilmesi için ham verinin yer yansıması ve anten kuplajından arındırılmış olması gerekmektedir. Bu tez çalışması kapsamında yararlanılan yer yansıması kaldırma yöntemi bir önceki bölümde ayrıntılı olarak anlatılmaktadır. Ön işleme verilerinde kullanılacak olan tüm verilere bu yöntem uygulanarak yer yansıması ve anten kuplajı ortadan kaldırılmıştır. Ön işleme metotlarında kullanılan örnek senaryo Şekil 5.3 ile gösterilmiştir.

Bu örnek senaryo Bölüm 2.2.3'te anlatıldığı şekilde taranarak C-tarama verisi elde edilmiştir. Elde edilen C-tarama verisi 3B bir veri olarak kaydedilmektedir. Ancak 3B veri işleme süresi pratik uygulamalara göre yavaş kalmaktadır. Bu durum göz önünde bulundurularak C-tarama içerisinde bulunan her bir B-tarama görüntüsü tek tek ön işleme metotlarına tabi tutulmaktadır. İşlenmiş B-tarama görüntülerinin her sütunun enerji değerleri hesaplanarak 2B B-tarama görüntülerinden 1B enerji vektörleri elde edilmektedir.



Şekil 5.6. 1B enerji vektörü elde etme yöntemi

Her bir B-tarama için elde edilen 1B enerji vektörlerinin transpozesi alınarak 2B indirgenmiş C-tarama enerji haritası elde edilmektedir. C-tarama enerji haritası matris yapısı eşitlik (18) ile gösterilmiştir. Ön işleme metotlarının performansları bu enerji haritası ile gösterilecektir.

$$X_{E_harita} = \left[X_{enerji}(1)^T\, X_{enerji}(2)^T\, X_{enerji}(3)^T \ldots\ldots\ldots X_{enerji}(k)^T\right] \qquad (18)$$

Bu tez çalışmasında incelenen ön işleme metotlarının performans sonuçları iki kriter ile değerlendirilmektedir. Bu iki kriter Sinyal-Gürültü Oranı (SNR: Signal to Noise Ratio) ve işlem süresidir.

5.2.1. Sinyal Gürültü Oranı Karşılaştırma Sonucu

Sayısal görüntü işleme uygulamalarında görüntü kalitesinin tahmininin doğru ölçülebilir olması görüntüleme koşullarından bağımsız olarak çok kritik bir role sahip olmaktadır. Sayısal görüntü kalitesinin matematiksel olarak hesaplanması için Karelerinin Ortalamasının Karekökü (RMS: Root Mean Square), Ortalama Kare Hatası (MSE: Mean Square Error), Sinyal-Gürültü Oranı ve Tepe Sinyal Gürültü Oranı (PSNR: Peak Signal-to-Noise Ratio) gibi birçok metot bulunmaktadır[44].

Sinyal-Gürültü Oranı adından da anlaşıldığı üzere bir görüntü içerisinde belirli bir konumda bulunan sinyalin aynı konumda bulunan gürültüye oranını ifade etmektedir[45]. Kritik görüntü işleme uygulamalarında SNR seviyesinin hassas ölçümü önemli rol oynamaktadır. Sayısal görüntülerde SNR seviyesinin matematiksel tanımı, ortalama sinyal yoğunluğunun gürültünün standart sapmasına bölüm oranı olarak ifade edilmektedir[46].

$$SNR = \frac{\mu(X)}{\sigma(X)} \tag{19}$$

Bu çalışma kapsamında görüntü kalitesi ölçümü için Tepe Sinyal-Gürültü Oranı yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem ile sinyal gürültü oranı bulunmak isteyen görüntünün aynı görüntünün gürültüsüz ve maksimum güce sahip bir sürümü ile karşılaştırma yapılmaktadır.

$$PSNR = 10 \times log\left(\frac{R^2}{MSE}\right) \tag{20}$$

Burada R, görüntü içerisindeki maksimum tepe sinyalini MSE ise ortalama kare hatasını ifade etmektedir. MSE ifade matematiksel olarak eşitlik (21) ile gösterilmektedir.

$$MSE = \frac{1}{M\ x\ N} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{m} [G(i,j) - G'(i,j)]^2 \tag{21}$$

Burada G, M x N boyutlarında olan görüntüyü G' ise bu görüntünün gürültüsüz ve maksimum güce sahip bir sürümünü ifade etmektedir.

Ancak, bu yöntem bu tez çalışması kapsamında uygulanabilir değildir. YNR sistemlerinin kullanım senaryoları göz önünde bulundurulduğunda, sistemin kullanıldığı yer homojen olmayacağı gibi, toprak tipi de sürekli olarak farklılık gösterecektir. Bu durumun doğru bir tepe sinyal gürültü oranı ölçümüne engel olması kaçınılmaz olmaktadır. Bu yüzden bu çalışma kapsamında kullanılan tepe sinyal gürültü oranı eşitlik (22) ile gösterildiği gibi kullanılmaktadır.

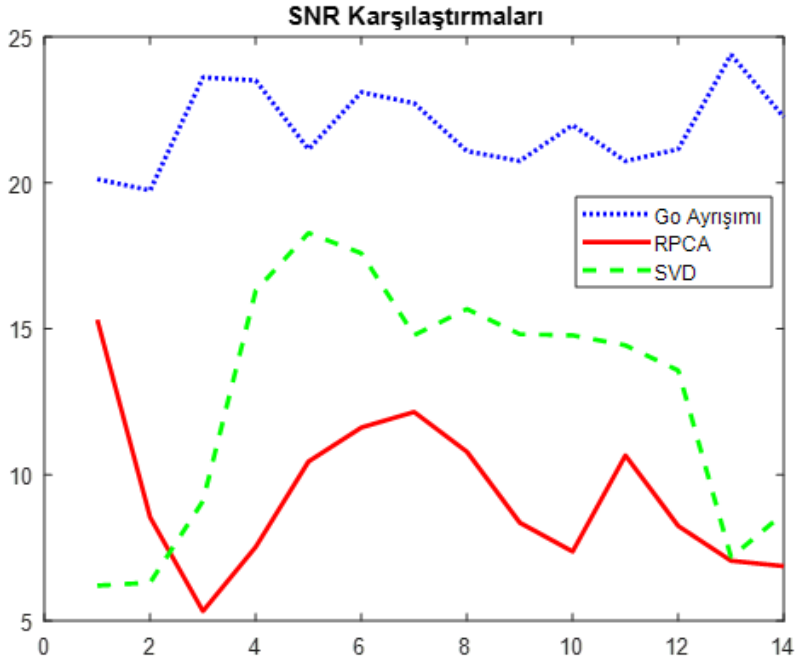
$$PSNR = \frac{max(X)}{\sigma(X)} \tag{22}$$

Burada $max(X)$, görüntü içerisindeki en büyük tepe değerini vurgularken $\sigma(X)$ ise o görüntünün standart sapmasını ifade etmektedir.

SNR karşılaştırmaları ilerleme yönü boyunca kaydedilen her B-tarama verisine ayrı ayrı uygulanmıştır. Bir C-tarama verisi 14 adet B-tarama verisinden oluşmaktadır. Her B-tarama görüntüsüne ilgili ön işleme metodu uygulandıktan sonra SNR değeri kaydedilmiştir. Bu durum 14 adet B-tarama verisi için gerçekleştirilerek her metot için SNR vektörleri elde edilmiş olup bu vektörler üst üste çizdirilmiştir. SNR vektör yapısı eşitlik (23) ile gösterilmektedir.

$$\begin{aligned} SNR_{GO} &= [S_1, S_2, S_3, \cdots S_{14}] \\ SNR_{SVD} &= [S_1, S_2, S_3, \cdots S_{14}] \\ SNR_{RPCA} &= [S_1, S_2, S_3, \cdots S_{14}] \end{aligned} \tag{23}$$

Burada S ifadeleri ilgili B-tarama görüntüsünün SNR değerini ifade etmektedir. Elde edilen SNR değerleri Şekil 5.7 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.7. Ön işleme yöntemleri SNR karşılaştırma sonuçları

Elde edilen SNR sonuçları incelendiğinde Go Ayrışımı yönteminin SNR değerleri tüm B-tarama görüntülerinde diğer yöntemlere göre daha yüksek çıkmıştır. Tekil Değer Ayrışımı

yöntemi ise 3-14. B-tarama görüntülerinde Güçlü Temel Bileşen Analizi yöntemine göre daha yüksek SNR değerlerine ulaşmıştır. Go Ayrışımının her B-tarama için hesaplamış olduğu SNR değerlerinin birbirlerine göre dağılımı diğer yöntemlere göre çok daha tutarlı bir şekilde elde edilmiştir.

5.2.2. İşlem Süresi Karşılaştırma Sonucu

Ön işleme yöntemlerinin performans karşılaştırmalarının yapmak adına kullanılan bir diğer metot ise her ön işleme metodunun bir C-tarama görüntüsünü elde ederken harcadığı işlem süresidir.

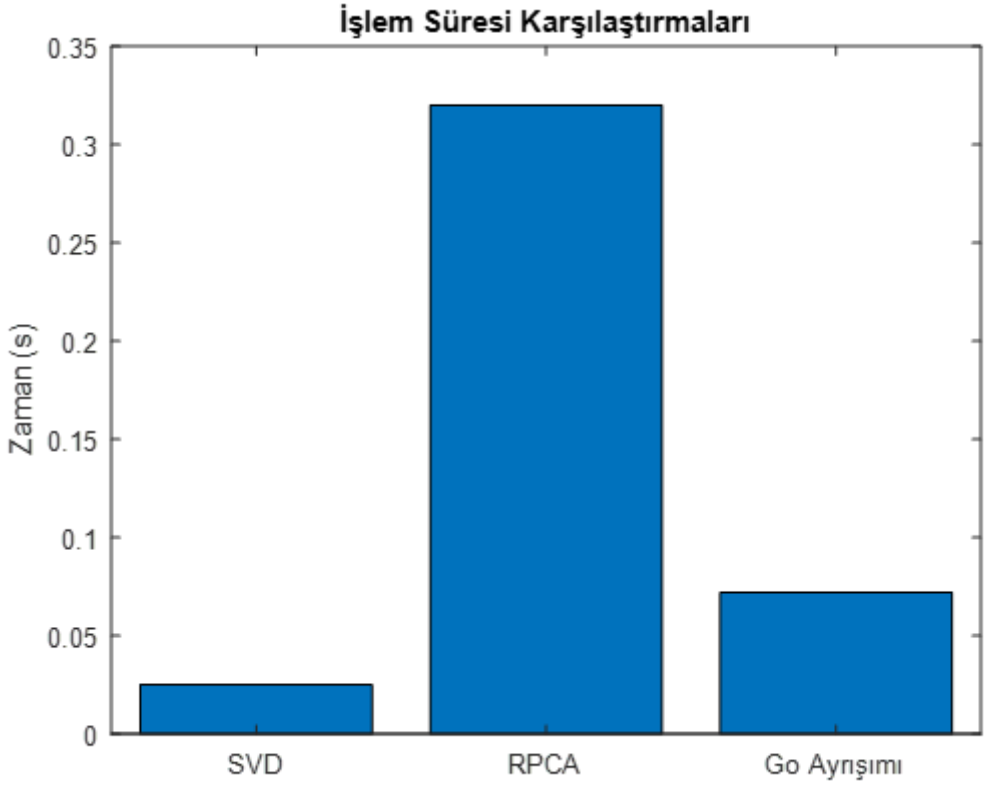
Tez kapsamında incelenen ve geliştirilen algoritmalar MATLAB programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Burada sunulan işlem süreleri bu algoritmaların çalıştırıldığı bilgisayara özgü değerlerdir. Algoritmaların başka bir bilgisayarda veya işlemcide çalıştırılması bu sürelerin değişmesine neden olacaktır. Burada kullanılan bilgisayara ait bazı özellikler Tablo 3 ile gösterilmektedir.

Tablo 3. Kullanılan bilgisayar özellikleri

Özellik Adı	**Değer**
Çok işlemcili (multiprocessor)	Evet
İşlemci modeli	Intel i7-6700HQ
CPU hızı	2.6 GHz
GPU modeli	NVIDIA GeForce GTX 960M
GPU hızı	1096 MHz
Ram	8 GB
İşletim sistemi	Microsoft Windows 10 Pro
İşletim sistemi sürümü	10.0.19043
İşletim sistemi mimarisi	64 bit işletim sistemi

Kullanılan algoritmaların bir kısmı elle yazılırken bir kısmında MATLAB programının sunduğu hazır fonksiyonlar kullanılmıştır. Bu algoritmaların pratik

uygulamalarda denenmesi durumunda gömülü yazılım çalışmaları ile işlem sürelerinin dramatik bir şekilde düşeceği öngörülmektedir. Tablo 3 ile özellikleri verilen bilgisayar aracılığı gerçekleştirilen işlem sürelerinin karşılaştırmalı sonuçları Şekil 5.8 ile gösterilmektedir.

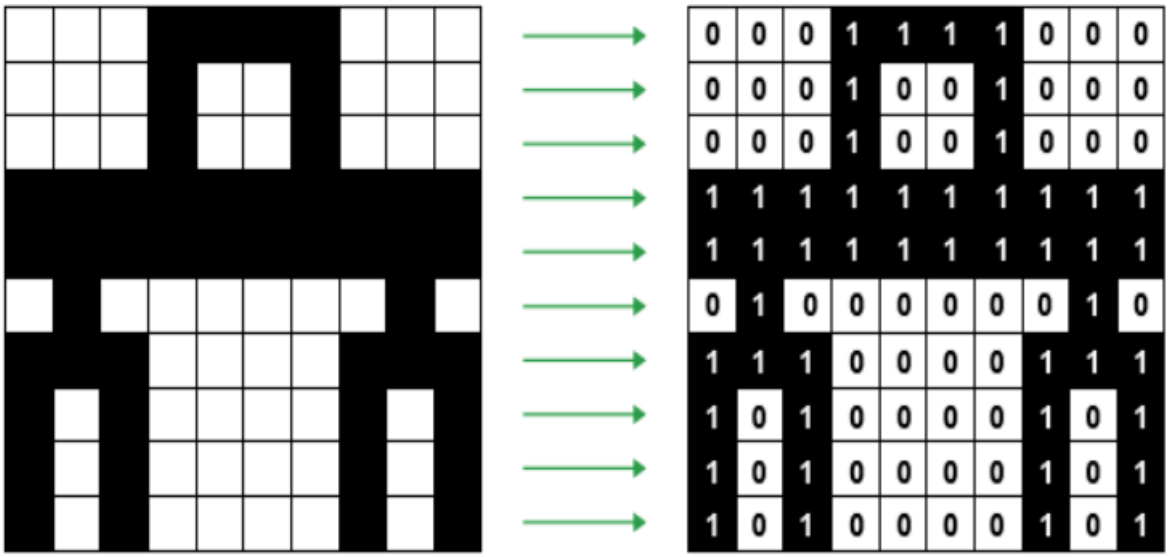


Şekil 5.8. Ön işleme yöntemleri işlem süresi karşılaştırma sonuçları

Ön işleme yöntemlerinde SVD yöntemi işlem süresi 25 milisaniye, RPCA yöntemi 320 milisaniye ve Go Ayrışımı ise 72 milisaniye olarak kaydedilmiştir. Üç yöntem arasında en hızlı işlem süresi Tekil Değer Ayrışımı yöntemi ile elde edilmiştir. Ancak, hedef tespitinin gerçekleşebilmesi için çok kritik rol oynayan SNR değerleri göz önünde bulundurulduğunda Go Ayrışımı yönteminin ön işleme metodu olarak kullanılmasına karar verilmiştir. Bu seçimde Tekil Değer Ayrışımı ile Go Ayrışımı arasındaki işlem süresinin Güçlü Temel Bileşen Analizi yöntemine göre çok daha kısa olması da değerlendirmeye alınmıştır.

5.3. Bağlantılı Bileşen Etiketleme

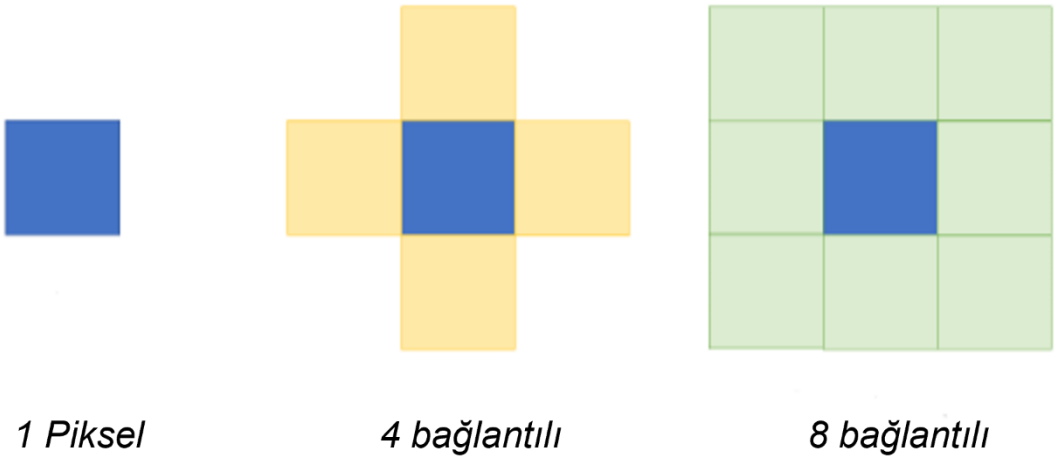
Bağlantılı bileşen etiketleme sayısal görüntü işleme uygulamalarında görüntü içerisinde bulunan bir nesneyi veya bölgeyi etiketlemek için kullanılan bir tekniktir. Bu tekniğin kullanılabilmesi için görüntünün ilk olarak arka plan ve görüntü içerisinde nesneyi veya bir bölgeyi ifade edebilecek ön plana ayrılması gerekmektedir[47]. Bu işlem görüntünün ikili görüntü olarak çevrilmesi anlamına gelmektedir. Tipik bir ikili görüntü örneği Şekil 5.9 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.9. Tipik bir ikili görüntü örneği[48]

İkili görüntüler sadece 0 ve 1 olan piksel değerlerini barındırmaktadır. 0 değerine sahip pikseller arka planı ifade ederken 1 değerine sahip pikseller nesne veya bir bölgeyi ifade etmektedir.

Bağlantılı bileşen etiketleme yöntemi ikili görüntü üzerinde piksel değerlerini kontrol ederek komşu pikselleri önceden belirlenen bağlantı sayısına göre etiketleme yapmaktadır. Bu bağlantı sayısı 3B görüntüler için 6, 18, 26 komşuluk bağlantısına göre ifade edilirken, 2B görüntüler için ise 4 ve 8 komşuluk bağlantısına göre seçilir.



Şekil 5.10. 2B görüntülerde bağlantı örnekleri

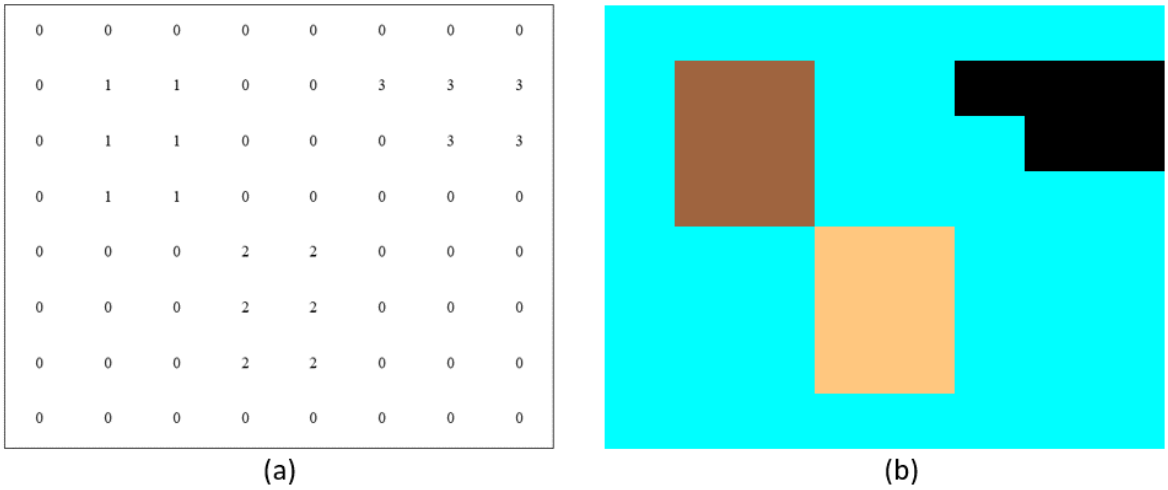
Şekil 5.10 ile 2B görüntüler için 4 bağlantılı ve 8 bağlantılı olan komşuluk örnekleri gösterilmektedir.

4 bağlantılı ve 8 bağlantılı komşuluk ile elde edilecek sonuçları göstermek adına MATLAB programında örnek bir ikili görüntü matrisi oluşturulmuştur.

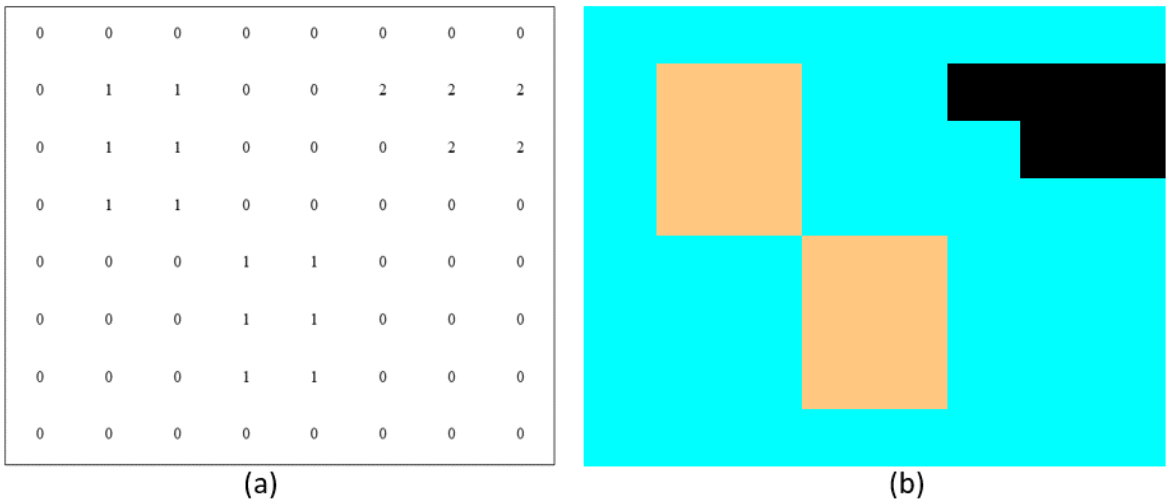
0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	0	1	1
0	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Şekil 5.11. MATLAB ile oluşturulan örnek veri

Bu örnek ikili görüntü üzerinde 4 bağlantılı bileşen etiketleme işlemi uygulandığında Şekil 5.12 ile gösterilen sonuç elde edilmiştir. 8 bağlantılı bileşen etiketleme sonucu ise Şekil 5.13 ile gösterilmiştir.



Şekil 5.12. 4 bağlantılı bileşen etiketleme a) Matris yapısı b) Etiketlenmiş görüntü

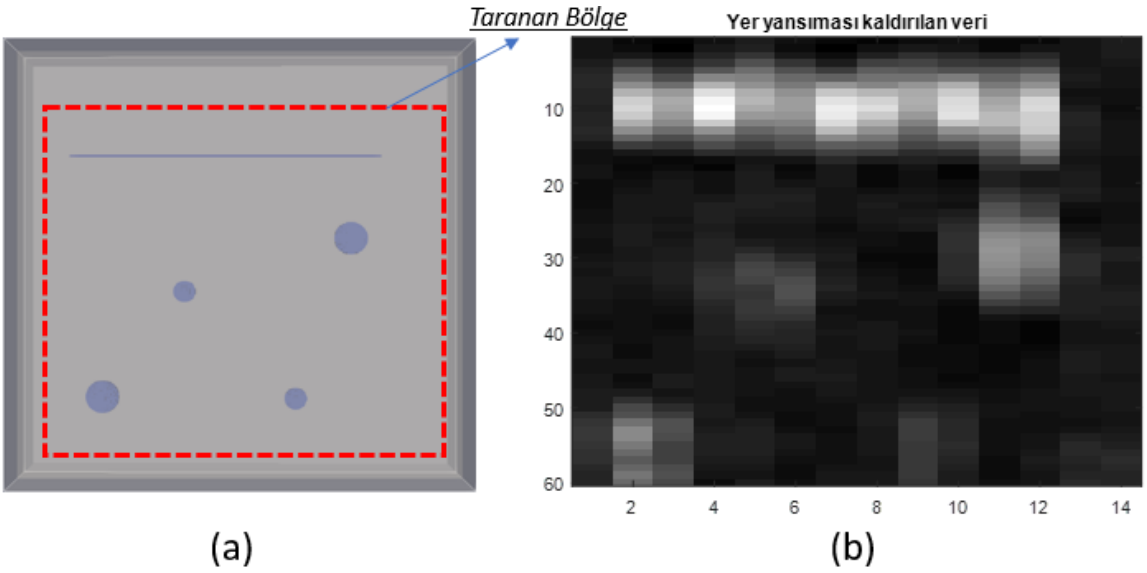


Şekil 5.13. 8 bağlantılı bileşen etiketleme a) Matris yapısı b) Etiketlenmiş görüntü

MATLAB ile oluşturulan örnek verinin 4 bağlantılı ve 8 bağlantılı bileşen etiketleme sonuçları incelendiğinde 4 bağlantılı komşuluk yapısında daha nesne etiketlemesi gerçekleştirilmiştir.

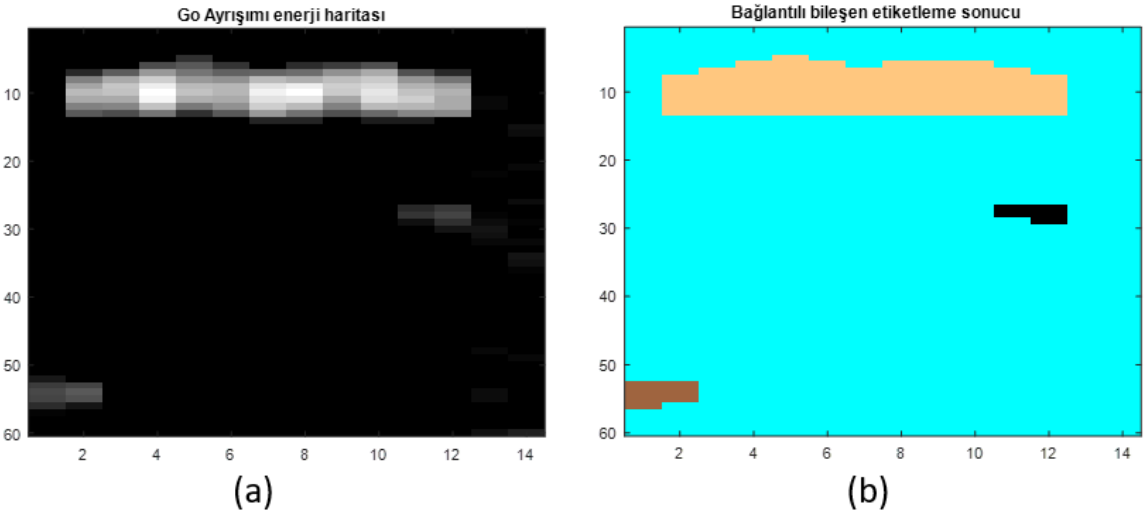
Bu tez çalışması kapsamında ön işleme sonucu elde edilen verilere bağlantılı bileşen etiketleme yöntemi uygulanmaktadır. Uygulanan bu yöntem ile görüntü üzerinde bulunan tüm objeler etiketlenmektedir. Bağlantılı bileşen etiketleme algoritma sonucu benzetim

verileri ile elde edilen senaryolardan birine uygulanmıştır. Örnek senaryo görüntüsü ve yer yansıması kaldırılmış sonucu Şekil 5.14 ile gösterilmiştir.



Şekil 5.14. Örnek senaryo a) Benzetim verisi b) Yer yansıması kaldırılmış veri

Elde edilen ham B-tarama görüntüsüne ilk olarak zaman kapılama ve maksimum genlik tespiti algoritması uygulanmıştır. Bir sonraki adımda Go Ayrışımı ile görüntüdeki gürültü ve parazit etkisi azaltılıp bağlantılı bileşen etiketleme algoritması uygulanmıştır. Elde edilen sonuç çıktıları Şekil 5.15 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.15. Örnek senaryo sonuçları a) Go Ayrışımı b) Bağlantılı bileşen etiketleme sonucu

Bu etiketleme işlemi sonrası görüntü üzerindeki tüm nesnelere özellik çıkarımı işlemi uygulanmaktadır.

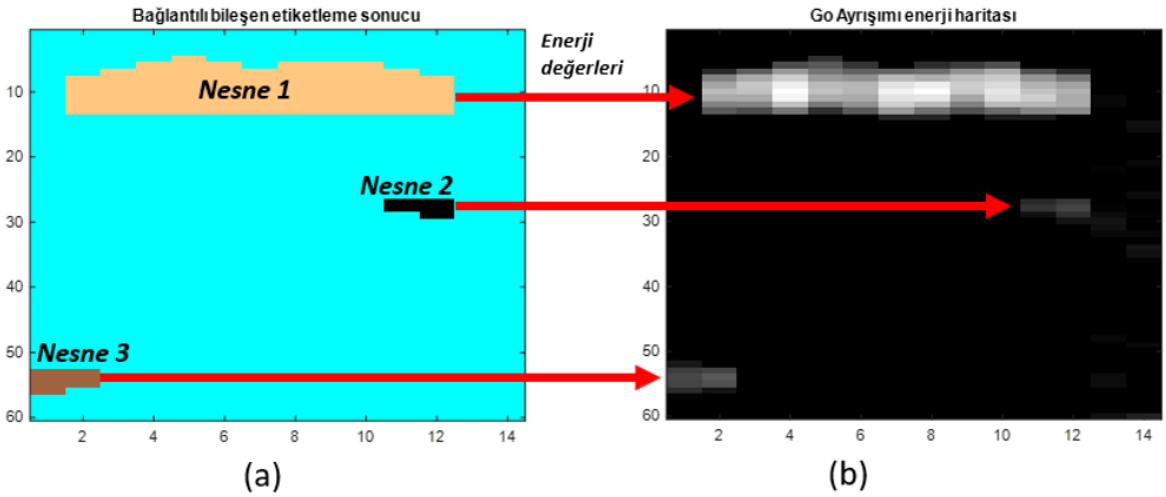
5.4. Öznitelik Çıkarımı

Go Ayrışımı sonrası uygulanan bağlantılı bileşen etiketleme yöntemi ile görüntü üzerinde tespit edilen nesneler gruplanarak etiketleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Tespit edilen nesnelerin tel olup olmadığını anlamak için bir tanımlama işlemi uygulanmaktadır. Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen tespit sonrası tanımlama işleminin yapılabilmesi için denetimsiz makine öğrenmesi olan kümeleme yöntemleri incelenmiştir.

Bölüm 1.2 içerisinde detaylı olarak anlatılan literatür özetinde de görüldüğü üzere komuta teli tespiti ve tanımlanması veya sınıflandırılması için az sayıda çalışma bulunmaktadır. Problem kapsamlı şekilde [5] ve [12] çalışmalarında ele alınmıştır. Bu tez çalışma kapsamına daha uygun olması nedeniyle [5] çalışmasında gerçekleştirilen özellik çıkarımı çalışmaları referans alınmıştır. Çalışmada farklı derinliklere gömülerek tel yansımalarının benzetimleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlarda tel yüzey alanı çok küçük olduğu için yansımaların da zayıf olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, B-tarama görüntüsü içerisinde komuta teli ile taş olarak modellenen nesneden gelen yansımaların ayırt edilebilmesinin pratik olarak mümkün olmadığı ifade edilmektedir. Bu yüzden komuta teli tespiti ve tanımlanması için C-tarama verilerinin kullanımın zorunlu olduğu vurgulanmıştır.

C-tarama verileri 3B verilerdir. 3B verilerin işlem süresi pratik uygulamalara göre yavaş kalacağından dolayı Bölüm 5.2'de anlatıldığı gibi bu veriler 2B enerji haritalarına çevrilerek çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Kümeleme metotlarında kullanılan öznitelikler toplam enerji değerleri ve toplam ikili tespit sayısıdır. Bağlantılı bileşen etiketleme sonucu görüntü üzerindeki nesnelerin konumları ve tespit sayıları bilinmektedir. Tespit sayıları doğrudan bu görüntü üzerinden alınırken, enerji değerleri her nesne için konum bilgileri kaydedilerek Go Ayrışımı görüntüsü üzerindeki konumdan o nesnenin enerji bilgilerinin hesaplanmasıyla elde edilir.



Şekil 5.16. Öz nitelikler a) Toplam ikili tespit sayısı b) Toplam enerji değerleri

Şekil 5.16 ile anlatılan işlem Bölüm 3.2'de ayrıntılı olarak gösterilen tüm veri seti için uygulanmıştır. Öznitelik çıkarımı için uygulanan tüm işlemlerin akış diyagramı Şekil 5.17 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.17. Öz nitelik çıkarımı akış diyagramı

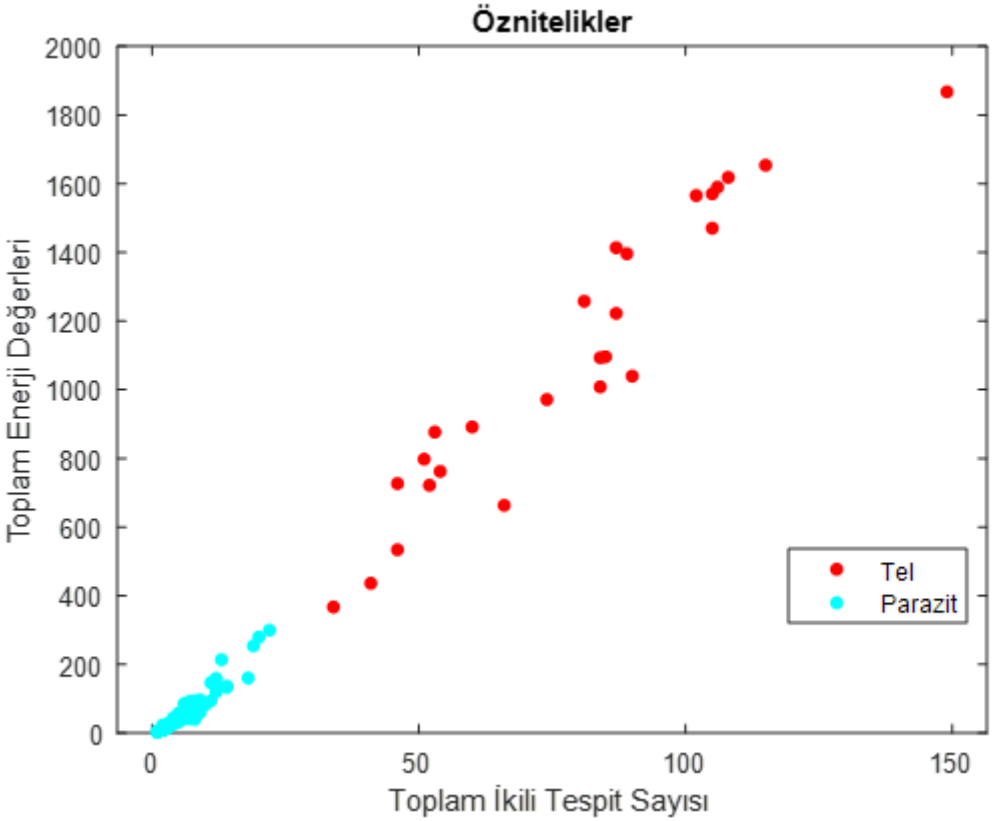
Öznitelik çıkarımı sonrası N x 2 boyutlarında bir veri matrisi elde edilmektedir. Burada N tüm veri setinden elde edilen nesne sayısını ifade etmektedir. Elde edilen matris yapısı Tablo 4 ile gösterilmektedir. Şekil 5.17 ile gösterilen algoritma akışı tüm veri setine sırasıyla uygulanmaktadır. Her senaryo için elde edilen bağlantı bileşen etiketleme görüntüsü üzerindeki nesne sayısı kadar ilgili senaryoya ait toplam ikili tespit sayısı ve toplam enerji değeri verisi elde edilmektedir.

Bu çalışma kapsamında denetimsiz makine öğrenmesi yöntemi uygulandığı için elde edilen verilere herhangi bir etiketleme işlemi uygulanmamaktadır. Bu yüzden nesne sırası fark etmeksizin bu matris yapısı oluşturulabilmektedir.

Tablo 4. Öznitelik matrisi elde edilme yöntemi

Senaryo	Nesne	Toplam İkili Tespit Sayısı	Toplam Enerji Değeri
Senaryo 1	Nesne 1	x_1	y_1
	Nesne 2	x_2	y_2
	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
	Nesne n	x_n	y_n
Senaryo 2	Nesne 1	x_1	y_1
	Nesne 2	x_2	y_2
	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
	Nesne m	x_n	y_n
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
Senaryo 20	Nesne 1	x_1	y_1
	Nesne 2	x_2	y_2
	.	.	.
	.	.	.
	.	.	.
	Nesne k	x_n	y_n

Tablo 4 ile anlatıldığı şekilde elde edilen öznitelikler Şekil 5.18 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.18. Öznitelikler

5.5. Kümeleme Metotları

Denetimsiz makine öğrenme algoritmaları olan K-Ortalama Kümeleme ile Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme yöntemlerinin performansları oluşturdukları kümelere bağlı olmaktadır. Bu algoritmaların çalışmaları için küme sayısının önceden belirlenmesi ve algoritmaya girdi olarak belirtilmesi gerekmektedir. Seçilen küme sayısı algoritma performansını iyileştireceği gibi çok kötü sonuçlar vermesine de neden olabilmektedir. Küme sayısının belirlenmesi için her yöntem için farklı metotlar kullanılmaktadır. Bu metotlar Bölüm 5.5.1 ve 5.5.2 ile ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

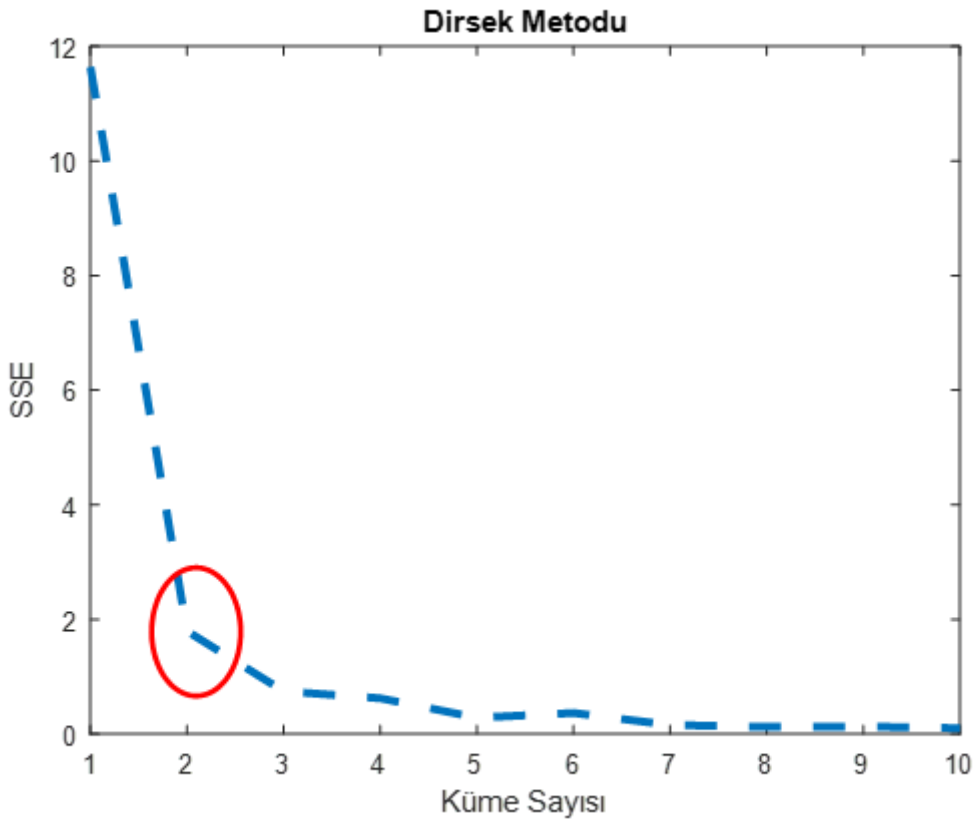
5.5.1. K-Ortalama Kümelemede Küme Sayısını Belirleme

K-Ortalama Kümeleme yönteminde küme sayısını belirlemek için literatürde birden çok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemler şunlardır:

- El yordamı/kararı (rule of thumb)
- Dirsek metodu
- Bilgi kriterleri yaklaşımı

- Bilgi teorik yaklaşımı
- Silhoutte kullanarak k seçimi
- Çapraz doğrulama[49]

Bu çalışmada kullanılan yöntem oldukça popüler kümeleme optimizasyon metodu olan dirsek metodudur[49], [50], [51]. Bu yöntemdeki temel fikir, küme sayısını baştan başlatıp her adımda **K** sayısını bir artırmaktır. Her **K** adımı için maliyet fonksiyonu hesaplanır ve bu fonksiyon incelenerek küme sayısına karar verilir[49]. Burada maliyet fonksiyonu hataların karelerinin toplamı (SSE: Sum of Squared Errors) olmaktadır. Maliyet fonksiyonunu oluşturulan bu SSE değerlerindeki en sert düşüş dirseğin oluştuğu açıyı ifade etmektedir. Bu açının oluştuğu küme sayısı genel olarak en iyi kümeleme sonucunu vermektedir. Dirsek metodunun Şekil 5.18 ile gösterilen özniteliklere uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar Şekil 5.19 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.19. K-Ortalama kümeleme için dirsek metodu sonuçları

Dirsek metodu ile elde edilen hataların karelerinin toplamı sonuçları incelendiğinde dirsek açısının küme sayısı 2 iken oluştuğu görülmektedir. SSE değerlerinin bir önceki kümeye göre olan farkları Tablo 5 ile gösterilmektedir.

Tablo 5. SSE değerlerinin birbirlerine göre farkı

Küme Sayısı	SSE değeri	Bir önceki SSE değerine göre fark
1	11.6410	-
2	1.7971	**9.8439**
3	0.7203	1.0768
4	0.5759	0.1444
5	0.2867	0.2892
6	0.2344	0.0523
7	0.1526	0.0818
8	0.1310	0.0215
9	0.0800	0.0510
10	0.0734	0.0066

Tablo 5 ile gösterilen sonuçlardan da görüldüğü üzere SSE farkının en yüksek olduğu ve dirsek açısının oluştuğu" küme sayısı 2'dir. Bu yüzden K-Ortalama Kümele algoritmasının performans sonuçları incelenirken küme sayısı 2 olarak belirlenecektir.

5.5.2. Gauss Karışım Modelinde Küme Sayısını Belirleme

Gauss karışım modelinde en iyi küme sayısını seçmek bu çalışmada bilgi kriterleri test yöntemlerinden yararlanılmıştır. Kullanılan yöntemler Akaike Bilgi Kriterleri (AIC: Akaike Information Criteria) ve Bayes Bilgi Kriterleri (Bayesian Information Criteria) adlandırılır[52], [53], [54].

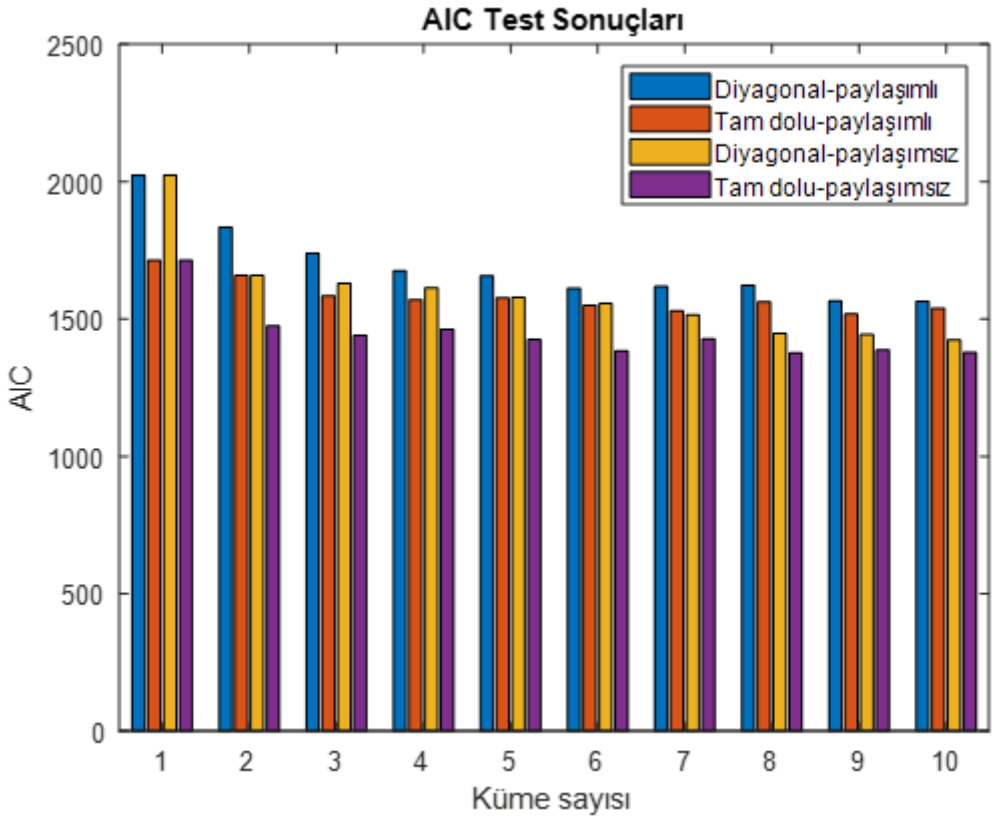
Bölüm 4.3.3'te Gauss Karışım Modeli ile oluşturulan kümelerin elips şeklinde kümeler olduğu anlatılmıştır. Kümelerin elips şeklini alması Gauss Karışım Modeli

algoritmasının hesaplamaya ortalama ve kovaryans matrislerini dahil etmesi ile gerçekleşmektedir[38].

Kümeleme işleminde her küme farklı kovaryans matris yapılarına sahip olabilmektedir. Bu yüzden küme sayısı belirlerken gerçekleştirilecek testler farklı kovaryans matrisleri için de uygulanmalıdır. Böylelikle tüm alternatifler değerlendirilerek testler sonuçlandırılır. Farklı kovaryans matris yapıları şu şekilde olmaktadır:

- Diyagonal-paylaşımlı
- Tam dolu-paylaşımlı
- Diyagonal-paylaşımsız
- Tam-dolu paylaşımsız

Burada paylaşımlı ve paylaşımsız yapılar bu matris yapısının tüm kümelerde kullanılıp kullanılmayacağını göstermektedir. Farklı kovaryans yapıları ile gerçekleştirilen AIC test sonucu Şekil 5.20 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.20. Farklı kovaryans yapılarına göre AIC test sonuçları

Test sonuçlarının anlaşılabilirliğini artırmak ve netleştirmek için Dirsek metodunda olduğu gibi elde edilen değerlerin bir önceki küme sayısına göre farklarını gösteren sonuçlar Tablo 6 ile gösterilmektedir.

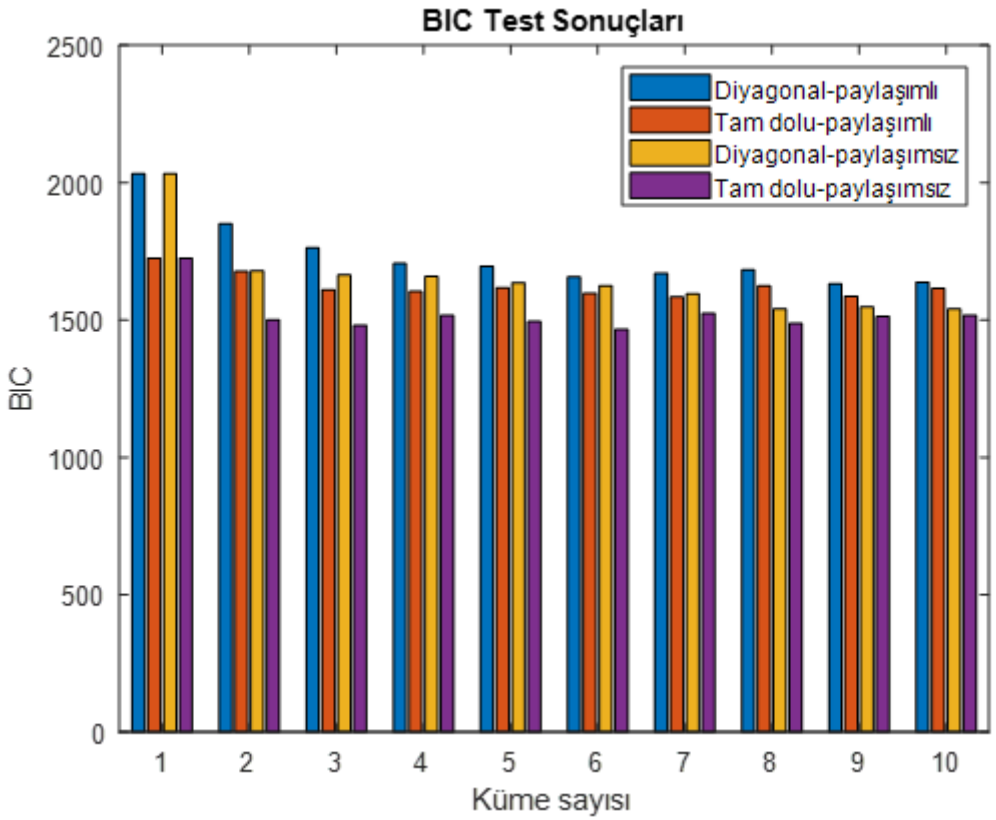
Tablo 6. Farklı kovaryans yapılarına göre AIC farkları

Küme Sayısı	**Bir önceki AIC değerine göre fark**			
	Diyagonal-paylaşımlı	***Tam dolu-paylaşımlı***	***Diyagonal-paylaşımsız***	***Tam dolu-paylaşımsız***
1	-	-	-	-
2	**190**	55	**365**	**239**
3	94	**75**	28	34
4	65	13	17	22
5	17	6	35	38
6	46	26	23	42
7	6	21	41	44
8	5	33	67	51
9	58	45	4	12
10	1	22	20	10

Tablo 6 ve Şekil 5.20 ile elde edilen sonuçlar incelendiğinde en farklı değişimin üç farklı kovaryans yapısı için küme sayısı 2 iken gerçekleştiği görülmektedir. AIC test yönteminde en iyi küme sayısı AIC değerinin düşüklüğü ile belirlenmektedir. AIC değeri düştükçe en iyi küme sayısı seçilebilmektedir. Ancak, genel olarak en düşük AIC değerini seçmek yerine dirsek metodunda olduğu gibi bu düşüşün en yüksek olduğu ve sonrasındaki değişimlerin daha az olduğu küme sayısı seçilmektedir.

Oluşturulan tabloda bazı küme sayılarına geçişte bir önceki değere göre farkın negatif olduğu değerler elde edilmiştir. Tablo ile hedeflenen amaç küme sayıları arasındaki farkı

göstermek olduğundan dolayı karışıklığa sebep olmaması için bu negatif değerler pozitif olarak yazılmıştır. Ayrıca, her kovaryans yapısı için değişimin en yüksek olduğu küme sayısındaki değer kalın harflerle yazılarak gösterilmiştir. Farklı kovaryans yapıları ile gerçekleştirilen AIC test sonucu Şekil 5.21 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.21. Farklı kovaryans yapılarına göre BIC test sonuçları

Şekil 5.21 ile gösterilen BIC test sonuçları incelendiğinde elde edilen sonuçların Şekil 5.20 ile gösterilen AIC sonuçları ile uyumlu olduğu gözlemlenmektedir. Her iki test sonucunda da küme sayılarındaki değişimler birbirlerine çok yakın sonuçlar elde edilmiştir. Elde edilen AIC ve BIC değerlerinde en yüksek sonuç diyagonal-paylaşımlı kovaryans yapısında gözlemlenmiştir. Bu durum her iki test yönteminde de tüm küme sayılarında aynı olmaktadır. İki test yönteminde de en düşük değerler ise tam dolu-paylaşımsız kovaryans matris yapısı ile elde edilmiştir. Ancak, Tablo 6 ve Tablo 7 ile gösterilen değerler incelendiğinde tam dolu-paylaşımsız kovaryans matris yapısı ile elde edilen değerlerdeki değişim diğer yapılara göre daha düşük kalmaktadır. Bir önceki küme sayısına göre elde

edilen en yüksek fark ise her iki yöntem için diyagonal-paylaşımsız kovaryans matrisi ile elde edilmektedir. En yüksek değişim ise küme sayısı k=2 iken elde edilmektedir.

Tablo 7. Farklı kovaryans yapılarına göre BIC farkları

Küme Sayısı	**Bir önceki BIC değerine göre fark**			
	Diyagonal-paylaşımlı	***Tam dolu-paylaşımlı***	***Diyagonal-paylaşımsız***	***Tam dolu-paylaşımsız***
1	-	-	-	-
2	**182**	47	**353**	**224**
3	88	**68**	16	20
4	57	6	5	36
5	10	13	23	23
6	39	19	11	28
7	13	14	30	58
8	13	40	54	37
9	51	37	7	26
10	6	29	8	5

Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme algoritmasının AIC ve BIC test sonuçlarına göre en iyi küme sayısı k=2 olarak seçilmiştir. Ancak, kovaryans matris yapısı için bir seçim gerçekleştirilememiştir. En düşük AIC ve BIC değerleri tam dolu-paylaşımsız kovaryans yapısı ile elde edilirken, küme sayıları arasındaki farklarda en yüksek değer diyagonal-paylaşımsız kovaryans yapısı ile elde edilmiştir. Bu yüzden kovaryans matris yapısına karar vermek adına benzetim verilerinden türetilen öznitelik verileri ile bu veriler için oluşturulan küme şekilleri çizdirilerek en iyi kovaryans yapısının seçilmesine karar verilmiştir.

Gauss Karışım Modeli ile elde edilen kovaryans şekilleri çizdirilirken güven elipsleri kullanılmıştır. Güven elipsleri çok değişkenli Gauss dağılımlarında aykırı verilerin tespiti ve

çıkarılması için kullanılmaktadır. Bu yöntem, tez çalışması kapsamında oluşturulan benzetim verilerinden tespit edilen nesnelerin komuta teli olup olmadığına karar vermemiz için kullanılacaktır.

Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme algoritmasında verilerin küme merkezlerine olan uzaklığının hesaplanmasında Mahalanobis mesafesinin kullanımı Bölüm 4.3.3 içerisinde ayrıntılı olarak anlatılmıştır. Güven elipsleri önceden belirlenen eşik seviyelerine göre çizdirilmektedir. Güven elipsleri ile yapılmak istenen bir öznitelik verisinin hesaplanan Gauss küme merkezine olan mesafesinin bu eşik seviyesinin altında veya üstünde olduğunu hesaplamaktır. Eşik seviyesi ise kümülatif Chi-Square Dağılımı ile hesaplanmaktadır[55]. Chi-Square Dağılımı özgürlük derecesi ile tanımlanmaktadır. Bu özgürlük derecesi veri seti içerisindeki bilinmeyen sayısı anlamına gelmektedir. Tez çalışması kapsamında elde edilen öznitelik verileri komuta teli ve parazit olarak gruplandırılacaktır. Bu yüzden özgürlük derecesi 2 olarak alınmaktadır. Farklı özgürlük derecelerine göre hesaplanan eşik değerleri Tablo 8 ile gösterilmektedir.

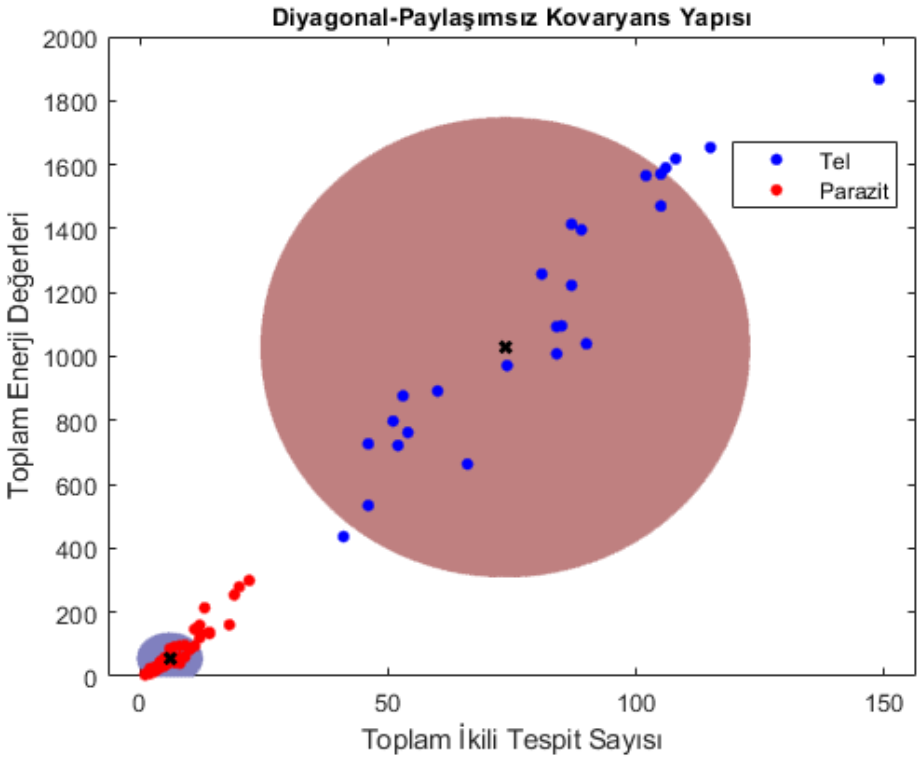
Tablo 8. Chi-Square Olasılık Tablosu

Özgürlük Derecesi	**Eşik Değerleri**		
	0.10	***0.05***	***0.01***
1	2.706	3.841	6.635
2	4.605	5.991	9.210
3	6.251	7.815	11.345
4	7.779	9.488	13.277
5	9.236	11.070	15.086
6	10.645	12.592	16.812
7	12.017	14.067	18.475
8	13.362	15.507	20.090
9	14.684	16.919	21.666
10	15.987	18.307	23.209

Tablo 8 ile gösterilen özgürlük dereceleri ile istenilen eşik değerine karşılık gelen değer seçilir. Eşik değerini hesaplamak için tabloda gösterilen eşik değerlerini 1'den çıkarmak gerekir. %95 eşik değeri ve 2 özgürlük derecesi için örnek bir işlem eşitlik (24) ile gösterilmektedir.

$$P(x<5.991) = 1-0.05 = 0.95 \quad (24)$$

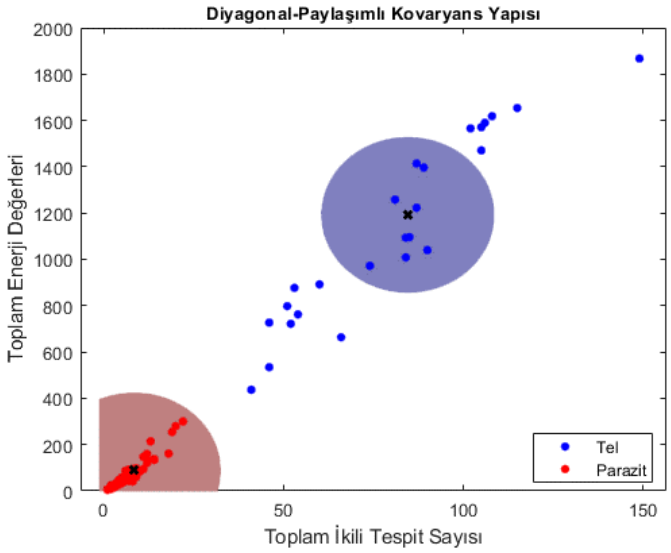
Farklı kovaryans matrislerinin verdiği sonuçları test etmek için burada anlatılan güven elipsleri çizdirilmiştir. Bu test için eşik seviyesi %95 olarak belirlenip 4 farklı kovaryans yapısına uygulanmıştır. Diyagonal-paylaşımsız kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları ile elde edilen güven elipsleri ile gösterilmektedir.



Şekil 5.22. Diyagonal-paylaşımsız kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları

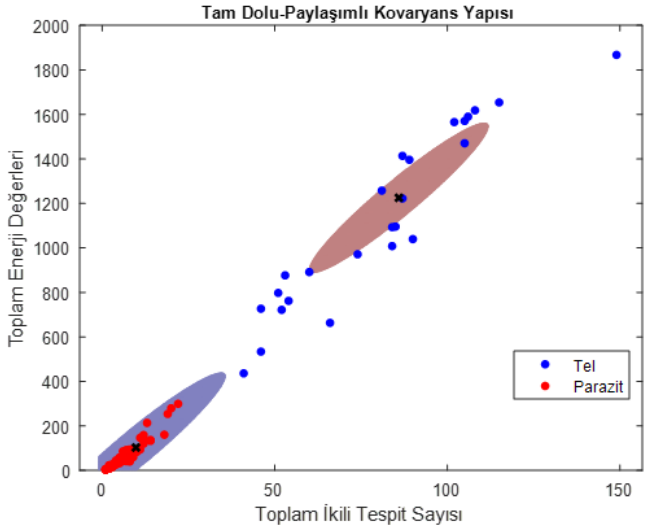
Diyagonal-paylaşımsız kovaryans yapısı ile daire şeklinde Gauss dağılımları elde edilmiştir. Ortaya çıkan dağılım ile veri setinde oluşabilecek ayrık değerlerin yanlış tespit edilme olasılığı artmaktadır. Bu kovaryans yapısının benzetim sonucu türetilen özniteliklere uygulanması sonucu elde edilecek yanlış alarm oranının yüksek olacağı öngörülmektedir.

Diyagonal-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları Şekil 5.23 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.23. Diyagonal-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları

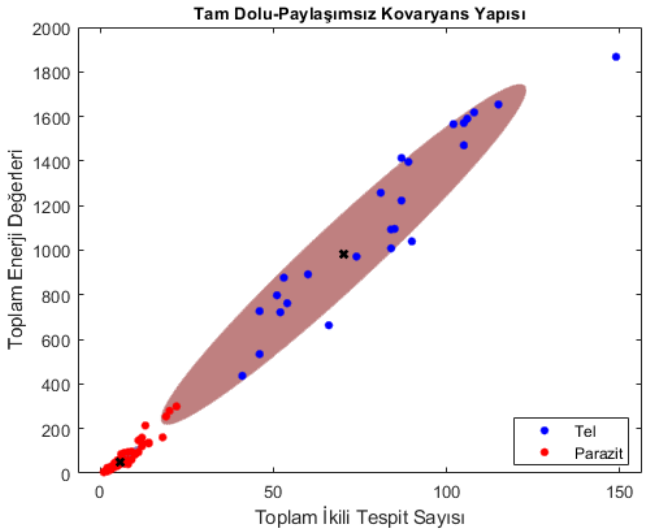
Şekil 5.23 ile elde edilen Gauss dağılımlarının şekli diyagonal-paylaşımsız yapı ile aynı olmuştur. Ancak, burada elde edilen güven elipslerinin sınır mesafeleri çok daha kısa hesaplanmıştır. Tam dolu-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları Şekil 5.24 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.24. Tam dolu-paylaşımlı kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları

Tam dolu-paylaşımlı kovaryans matris yapısı ile veri seti dağılımına daha uygun bir güven elipsi elde edilmiştir. Ancak, güven elipsinin sınır mesafeleri %95 eşik değeri için

yeterli olmamaktadır. Tam dolu-paylaşımsız kovaryans yapısı ile elde edilen Gauss dağılımları Şekil 5.25 ile gösterilmektedir.

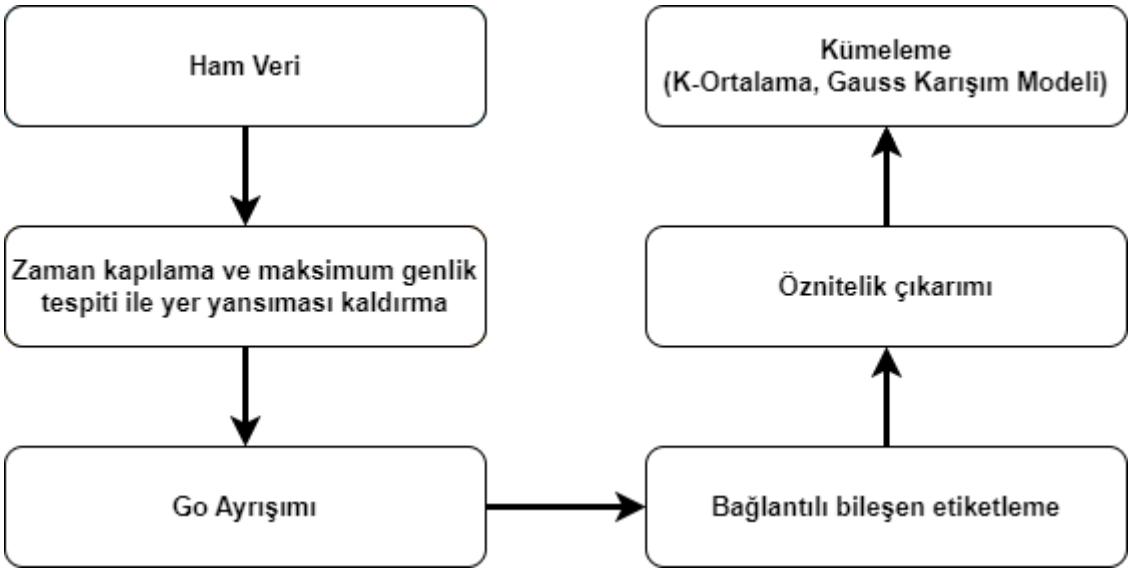


Şekil 5.25. Tam dolu-paylaşımsız kovaryans yapısına sahip Gauss dağılımları

Şekil 5.25 ile elde edilen Gauss dağılımlarının veri seti için en uygun olan güven elipslerini oluşturduğu görülmektedir. 4 farklı kovaryans matris yapısı için yapılan testlerin doğru ve yanlış tespit sonuçları Bölüm 5.5.3 içerisinde ayrıntılı olarak sunulacaktır.

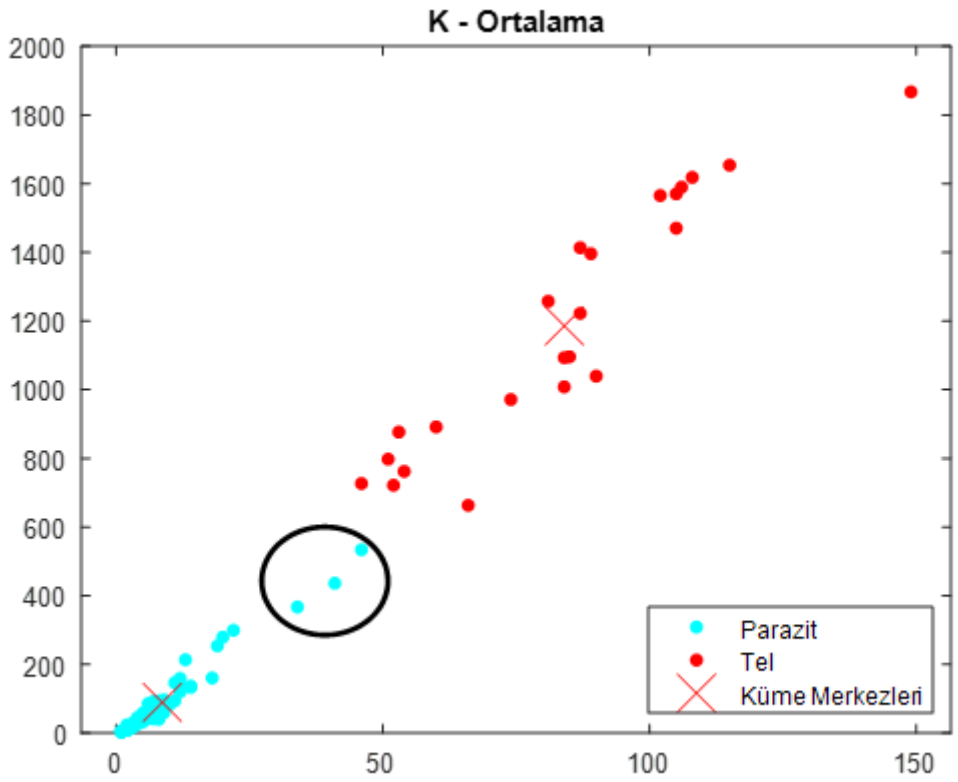
5.5.3. Kümeleme Metotları Performans Sonuçları

Kümeleme metotlarının küme sayısı belirleme sonuçlarında her iki kümeleme yöntemi için de en iyi küme sayısının k=2 iken elde edildiği gözlemlenmiştir. Bu bölümde kümeleme yöntemlerinin benzetim verilerinden elde edilen öznitelik veri seti için performans sonuçları sunulacaktır. Benzetim verilerinden 79 adet öznitelik verisi oluşturulmuştur. Bu öznitelikler ile performans testleri için kullanılan algoritma Şekil 5.26 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.26. Kümeleme yöntemi algoritma akış diyagramı

Şekil 5.26 ile gösterilen algoritma akış diyagramı kullanılarak kümeleme işlemleri her iki yöntem için gerçekleştirilmiştir. K-Ortalama Kümeleme yöntemi ile elde edilen kümeleme sonucu Şekil 5.27 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.27. K-Ortalama Kümeleme yöntemi ile tanımlama sonuçları

Şekil 5.27 ile gösterilen sonuçlarda K-Ortalama Kümeleme sonuçları gösterilmektedir. Hesaplanan küme merkezleri ”x” ile gösterilmektedir. Siyah daire içerisinde gösterilen 3 adet öznitelik verisi tel yansımalarına ait olmasına rağmen parazit olarak tanımlanmıştır. K-Ortalama Kümeleme ile 79 adet verinin 76’sı doğru tanımlanırken 3 adet veri yanlış tanımlanmıştır. Tüm benzetim sonuçlarında ön işleme ve bağlantılı bileşen etiketleme sonucu tespit edilen nesne sayısı ve kümeleme işlemi ile doğru ve yanlış tanımlama sonuçları Tablo 9 ile gösterilmektedir.

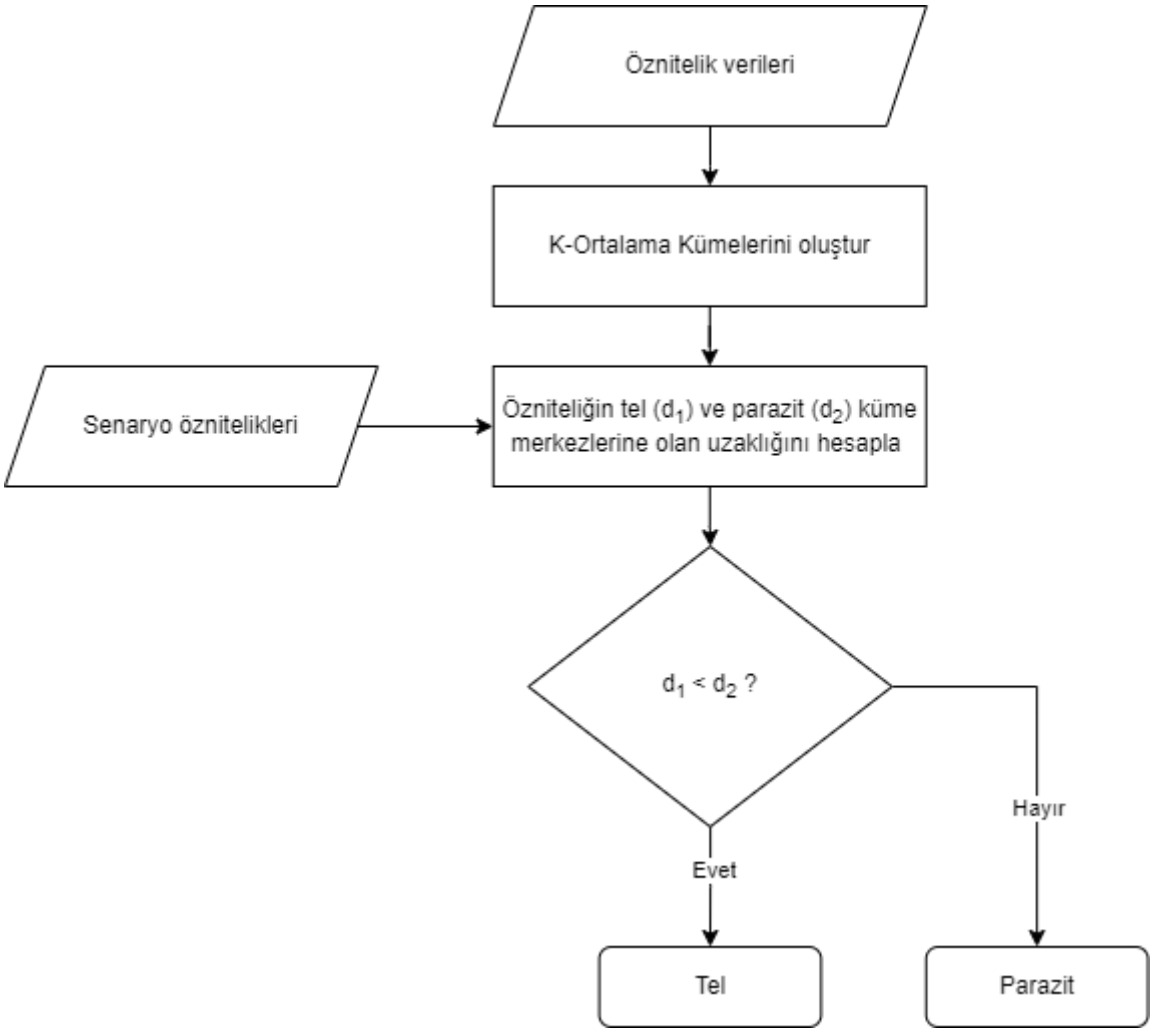
Tablo 9. K-Ortalama Kümeleme tanımlama sonuçları

Senaryo	Tespit Edilen Nesne Sayısı	Doğru Tanımlama	Yanlış Tanımlama
Senaryo 1	3	3	0
Senaryo 2	4	4	0
Senaryo 3	3	3	0
Senaryo 4	2	2	0
Senaryo 5	1	1	0
Senaryo 6	5	4	**1**
Senaryo 7	8	8	0
Senaryo 8	2	2	0
Senaryo 9	4	4	0
Senaryo 10	5	5	0
Senaryo 11	5	5	0
Senaryo 12	1	1	0
Senaryo 13	2	2	0
Senaryo 14	2	2	0
Senaryo 15	7	6	**1**
Senaryo 16	6	6	0
Senaryo 17	5	5	0
Senaryo 18	5	5	0
Senaryo 19	6	6	0
Senaryo 20	3	2	**1**

K-Ortalama Kümeleme ile elde edilen doğruluk sonucu hesaplama işlemi eşitlik (25) ile gösterilmektedir. Eşitlik (25) ile elde edilen doğruluk %96.2 olarak hesaplanmıştır.

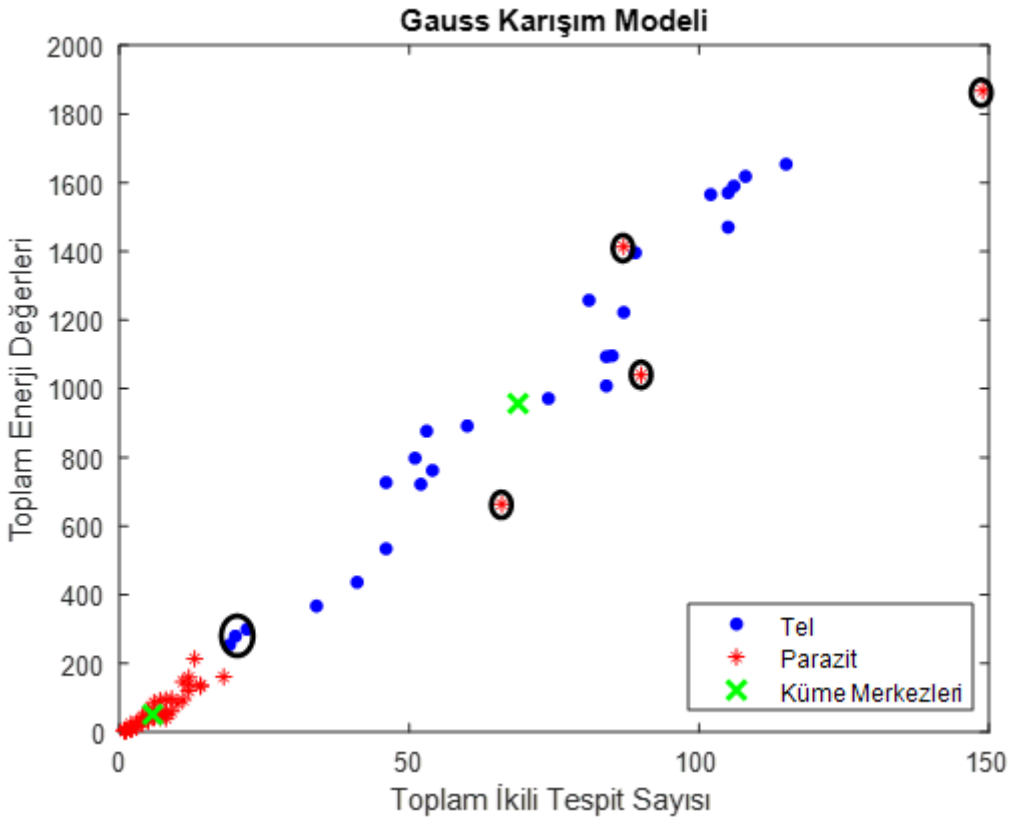
$$doğruluk = \frac{doğru\ tanımlama\ sayısı}{tespit\ edilen\ nesne\ sayısı} \tag{25}$$

K-Ortalama Kümeleme ile tanımlama algoritması Şekil 5.28 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.28. K-Ortalama Kümeleme ile tanımlama algoritması

Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme yönteminde farklı kovaryans metotları incelenmiş, benzetim verilerinden türetilen öznitelikler için en uygun kovaryans matris yapısının yapılan testler ile tam dolu-paylaşımsız yapı olduğuna karar verilmiştir. Bu kovaryans yapısı ve %95 eşik değeri için elde edilen tanımlama sonuçları Şekil 5.29 ile gösterilmektedir.

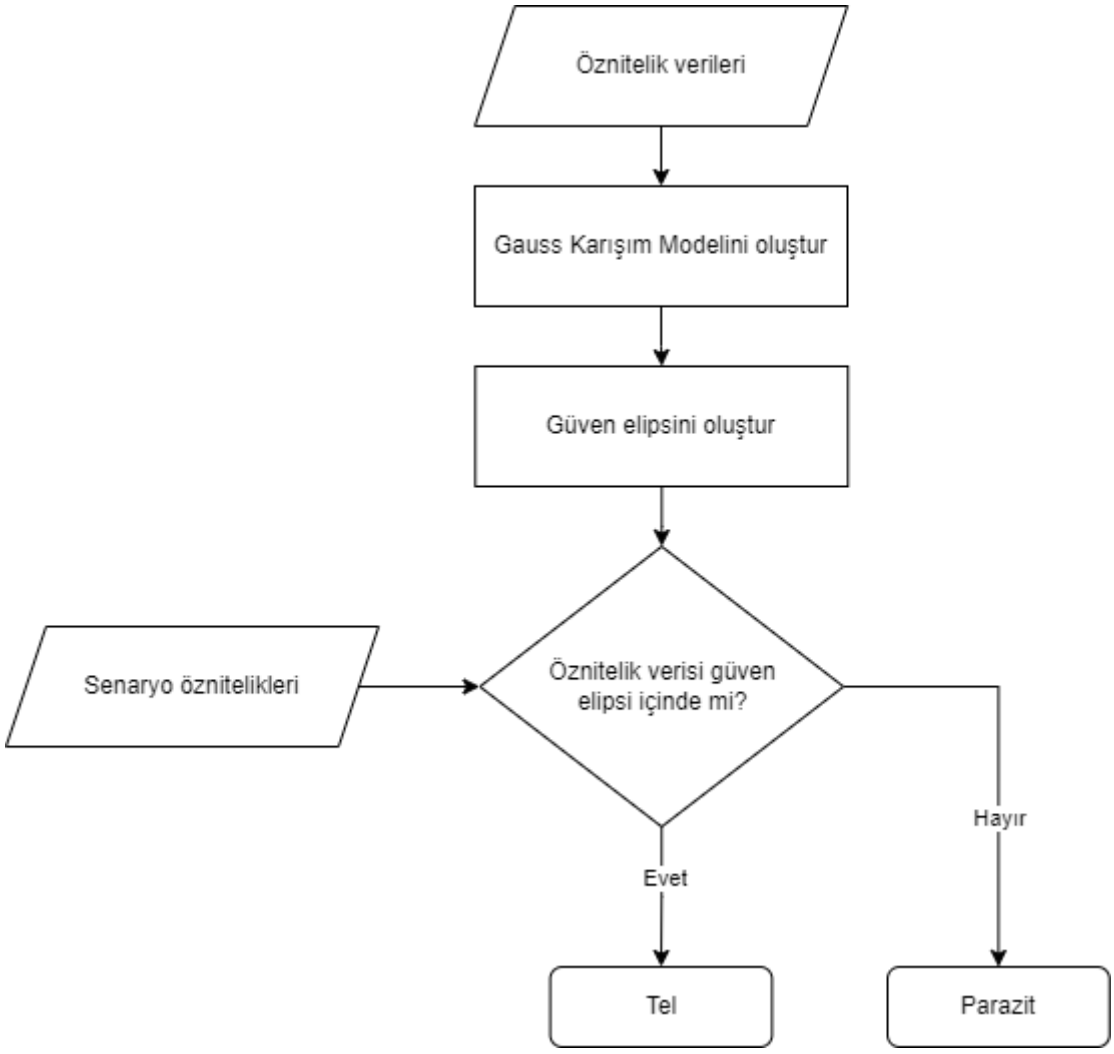


Şekil 5.29. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme yöntemi tanımlama sonuçları

Şekil 5.29 ile gösterilen sonuçlarda güven elipsi için eşik değeri %95 iken Gauss Karışım Modeli ile 7 adet öznitelik verisi yanlış tanımlanmıştır. 3 adet öznitelik parazit yansımalarına ait olmasına rağmen tel olarak tanımlanmıştır. 4 adet öznitelik verisi ise tel yansımalarına ait iken parazit olarak tanımlanmıştır. Yanlış tanımlama sonuçları Şekil 5.29 üzerinde siyah daireler ile vurgulanmıştır. Hesaplanan küme merkezleri ise "x" ile gösterilmiştir.

Şekil 5.25 ile gösterilen sonuçlarda eşik değeri %95 iken oluşturulan güven elipsi görülmektedir. Tel için oluşturulan küme merkezine Öklid mesafesine göre çok yakın durmakta olan özniteliklerin Mahalanobis mesafesi ile hesaplanması sonucu doğru tanımlanamadığı gözlemlenmiştir.

K-Ortalama Kümeleme Öklid mesafesi kullanarak özniteliklerin küme merkezlerine olan uzaklıklarını hesapladığı için Şekil 5.27 içinde siyah daire ile gösterilen öznitelikler yanlış tanımlanmıştır. Siyah daire içerisinde olan bu özniteliklerin küme merkezlerine olan uzaklıkları Mahalanobis mesafesi ile hesaplandığında ise tel olarak doğru bir şekilde tanımlandığı gözlemlenmektedir. Gauss Karışım Modeli ile tanımlama algoritması Şekil 5.30 ile gösterilmektedir.



Şekil 5.30. Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme algoritması

Gauss Karışım Modeli ve K-Ortalama Kümeleme yöntemleri arasındaki en büyük farkın Gauss Karışım Modeli hesaplamalarında veriler arası korelasyonun da hesaplamaya dahil edilmesi olduğu Bölüm içerisinde detaylı olarak anlatılmıştır. Bu fark Şekil 5.27 ve Şekil 5.29 ile elde edilen sonuçlarda net bir şekilde gözlemlenmiştir. Farklı eşik değerlerine göre oluşturulan eşik değerleri için elde edilen sonuçlar Tablo 10 ile gösterilmektedir.

Tablo 10. Farklı eşik değerleri ilen elde edilen tanımlama sonuçları

Senaryo	**Tespit Edilen Nesne Sayısı**	**Eşik Değerleri**					
		%90		%95		%99	
		Doğru Tanımlama	**Yanlış Tanımlama**	**Doğru Tanımlama**	**Yanlış Tanımlama**	**Doğru Tanımlama**	**Yanlış Tanımlama**
Senaryo 1	**3**	3	0	3	0	3	0
Senaryo 2	**4**	4	0	4	0	3	**1**
Senaryo 3	**3**	3	0	3	0	3	0
Senaryo 4	**2**	2	0	2	0	2	0
Senaryo 5	**1**	1	0	1	0	1	0
Senaryo 6	**5**	5	0	5	0	5	0
Senaryo 7	**8**	8	0	8	0	8	0
Senaryo 8	**2**	2	0	2	0	2	0
Senaryo 9	**4**	4	0	4	0	3	**1**
Senaryo 10	**5**	4	**1**	4	**1**	5	0
Senaryo 11	**5**	5	0	5	0	5	0
Senaryo 12	**1**	0	**1**	0	**1**	0	**1**
Senaryo 13	**2**	1	**1**	1	**1**	1	**1**
Senaryo 14	**2**	2	0	2	0	2	0
Senaryo 15	**7**	7	0	7	0	7	0
Senaryo 16	**6**	6	0	6	0	6	0
Senaryo 17	**5**	4	**1**	5	0	5	0
Senaryo 18	**5**	4	**1**	4	**1**	3	**2**
Senaryo 19	**6**	5	**1**	3	**3**	2	**4**
Senaryo 20	3	3	0	3	0	3	0

Farklı eşik değerlerine göre hesaplanan doğruluk sonuçları ise Tablo 11 ile gösterilmiştir.

Tablo 11. Farklı eşik değerlerine göre Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme doğruluk tablosu

Küme sayısı 2 iken kümeleme			
Eşik değeri	**%90**	**%95**	**%99**
Doğruluk	%92.41	%91.14	%87.34

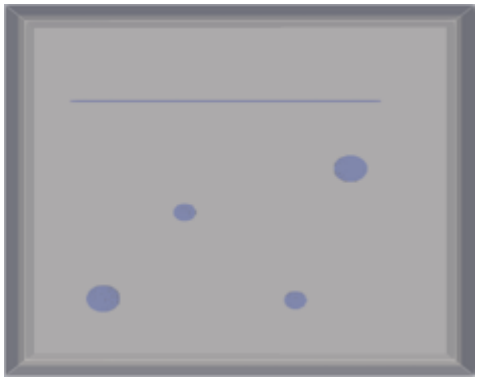
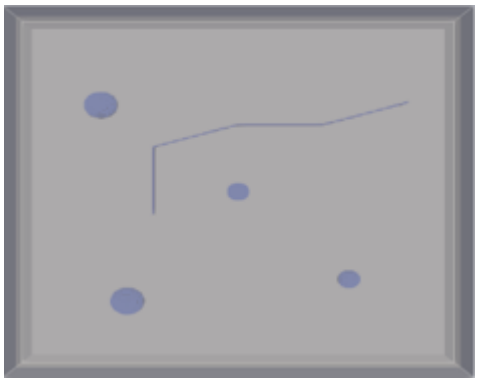
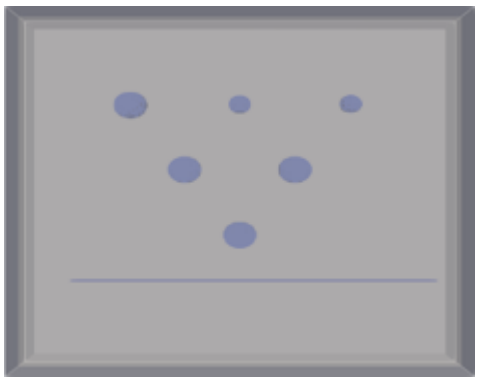
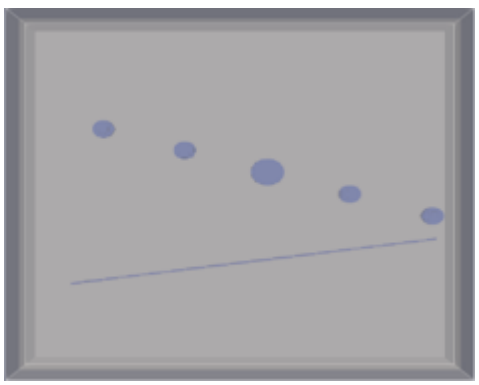
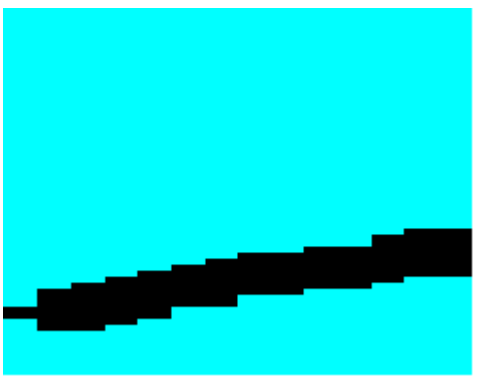
5.6. Sonuçlar

Bölüm 5.6 ile K-Ortalama Kümeleme ve Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme yöntemlerinin performansları ayrıntılı olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen performans sonuçlarına göre K-Ortalama Kümeleme özniteliklerin tanımlanmasında doğruluk olarak daha yüksek performans göstermiştir. Bu yüzden YNR benzetim verilerinin tanımlanması için K-Ortalama Kümeleme algoritmasından yararlanılmıştır. Bölüm 5 ile anlatılan algoritmaların bütün halinde kullanılarak benzetim verilerine uygulanması sonucu elde edilen performans çıktıları Tablo 12-Tablo 16 ile gösterilmektedir.

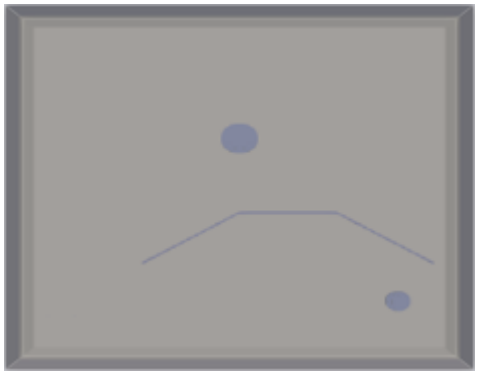
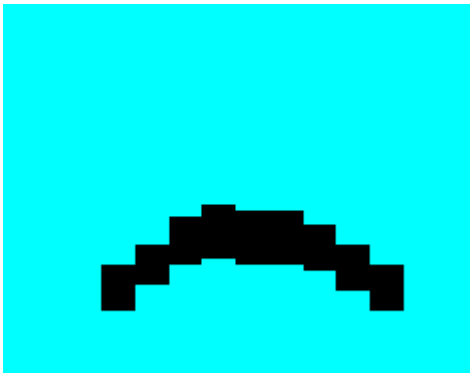
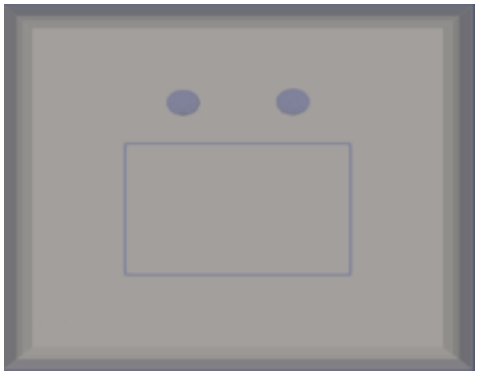
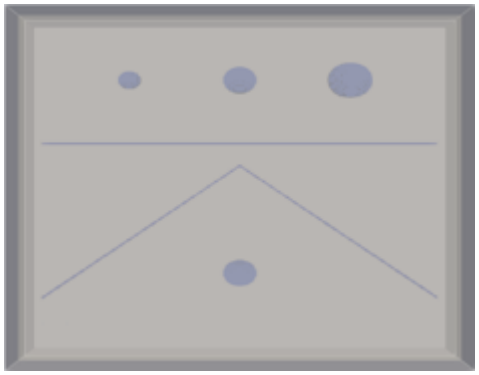
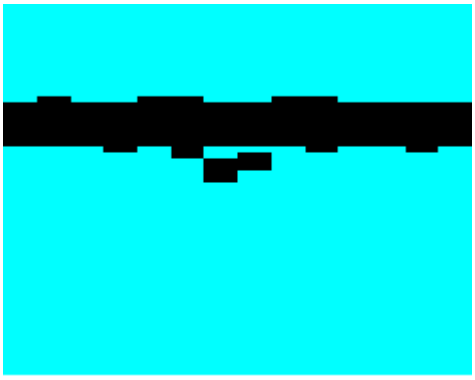
Benzetim ortamında kullanılan verici anten polarizasyonu x yönünde yani çapraz yönde tanımlanmıştır. Bu yüzden gömülü nesnelerden gelen yansımaların sadece x yönünde olanları alıcı anten tarafından tespit edilebilecektir. Diğer yönlerden gelen yansımalar ise büyük ölçüde azalarak tespit edilir. Bu azalma gürültü ve parazit yankıların şiddetiyle karışabileceğinden ön işleme metodu sonrası ortadan kaldırılabilmektedir. Bu durum 2, 6, 7 ve 10 numaralı senaryoların performans çıktılarında görülmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında kullanılan öznitelikler toplam ikili tespit sayısı ve toplam enerji değeri olarak belirlenmiştir. Özniteliklerin tanımlanması ise K-Ortalama Kümeleme işlemi ile gerçekleştirilmiştir. Elde edilen öznitelik verilerinde tel yansımalarından gelen değerlerin parazit yansımalara göre net bir şekilde ayrılan bir dağılıma sahip olmadığı görülmektedir. Öklid mesafesi kullanılarak tanımlaması gerçekleştirilen bu özniteliklerde tel yansımasına ait olmasına rağmen Öklid mesafesine göre parazit küme merkezlerine daha yakın değerler elde edilmiştir. Bu yüzden bazı tel verileri parazit olarak tanımlanmış ve görüntüden çıkarılmıştır. Bu durum 6, 15 ve 20 numaralı senaryoların performans çıktılarında görülmektedir. 6, 15 ve 20 numaralı senaryolarda tespit edilemeyen tel verileri Şekil 5.27 ile daire içerisinde gösterilen verilerdir.

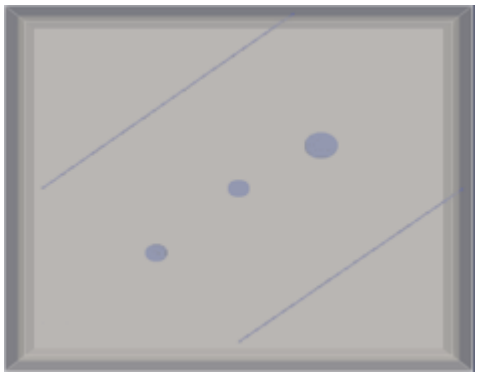
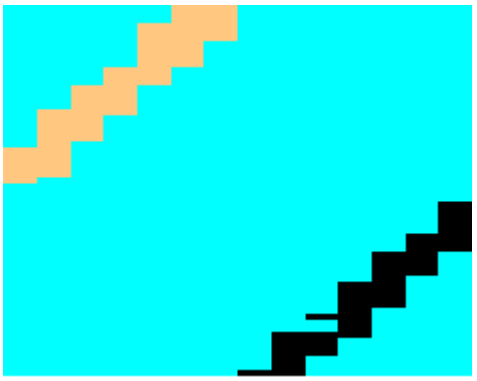
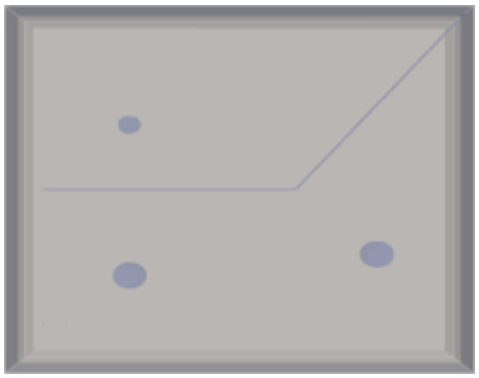
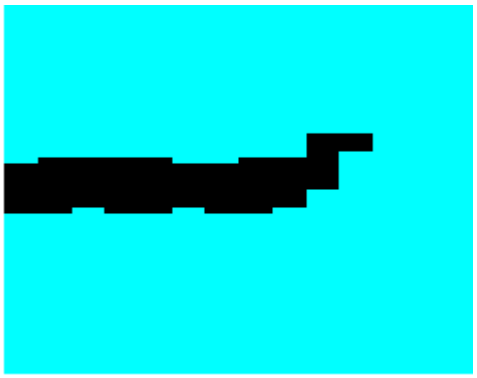
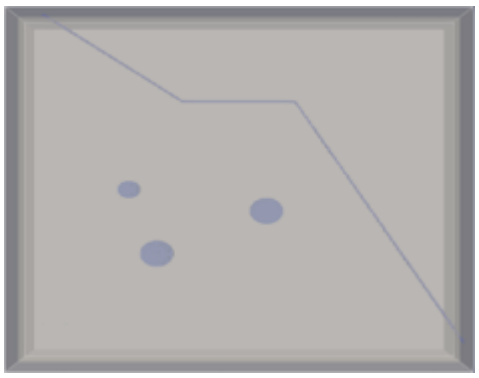
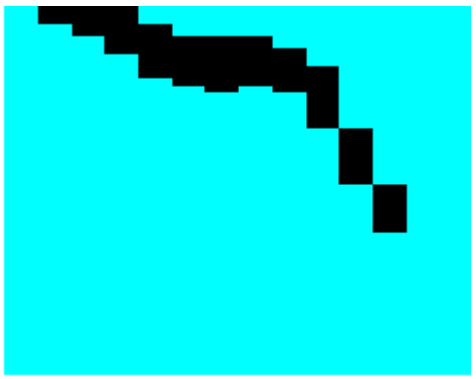
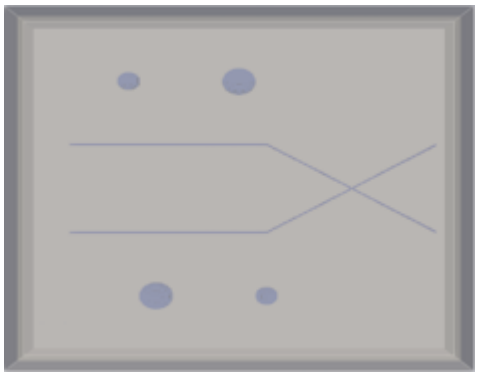
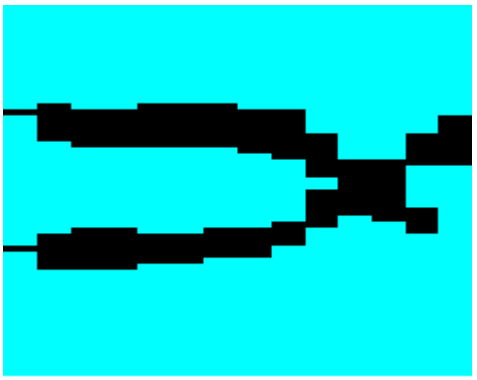
Tablo 12. Benzetim Sonuçları

Senaryo Numarası	Senaryo Modeli	K-Ortalama Kümeleme Sonucu
1		
2		
3		
4		

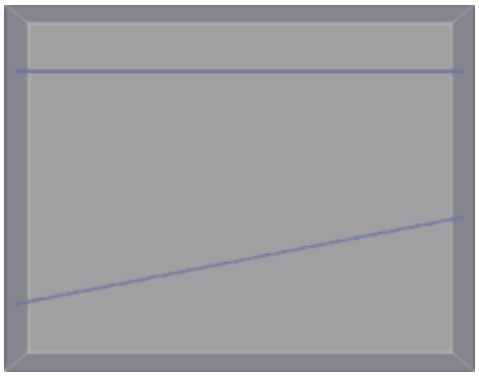
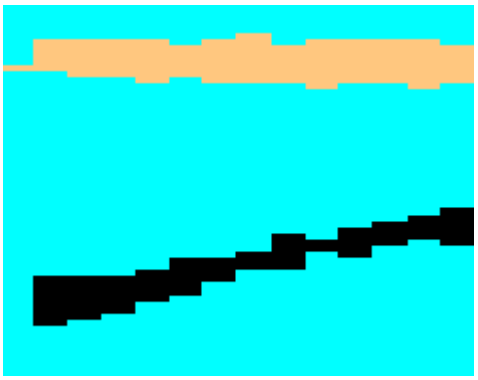
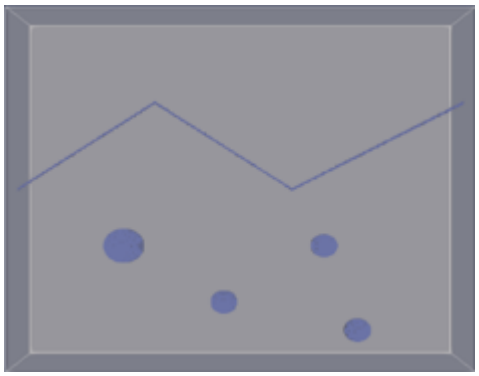
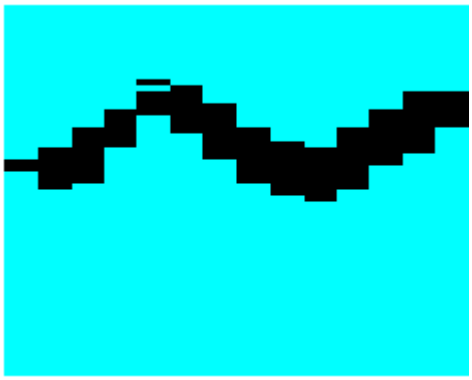
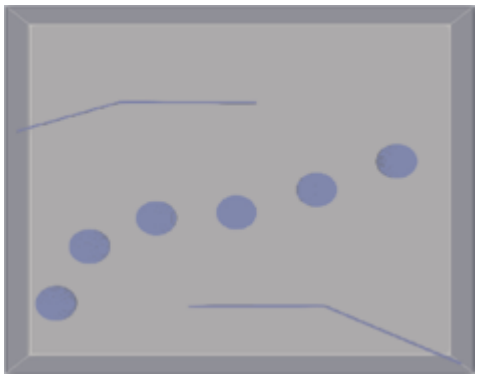
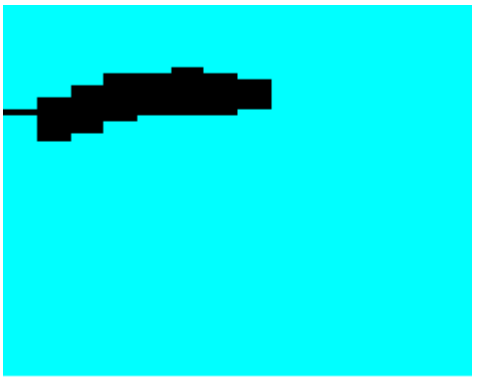
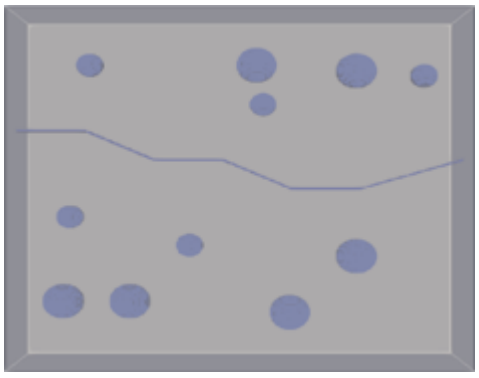
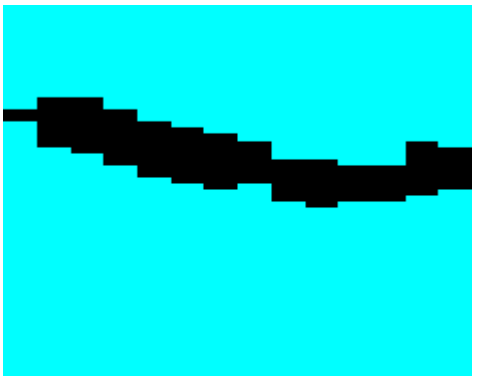
Tablo 13. Benzetim Sonuçları devamı

Senaryo Numarası	Senaryo Modeli	K-Ortalama Kümeleme Sonucu
5		
6		
7		
8		

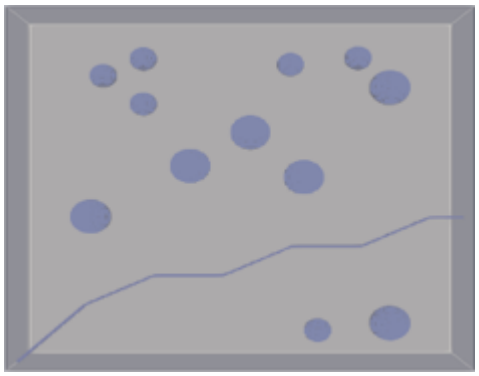
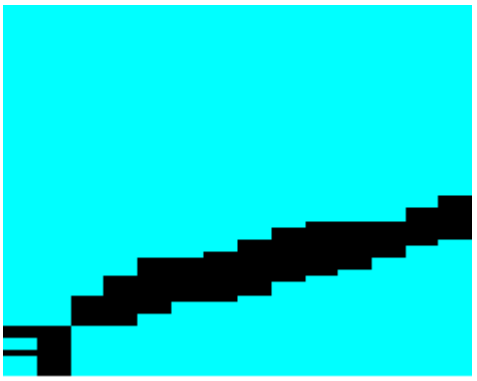
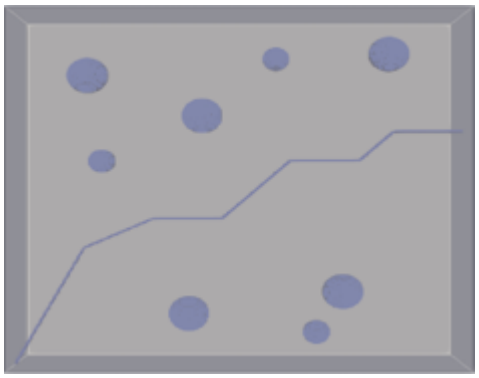
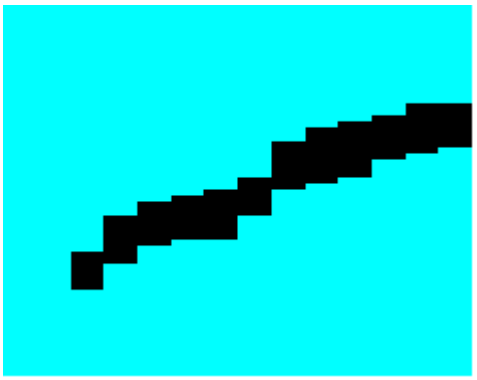
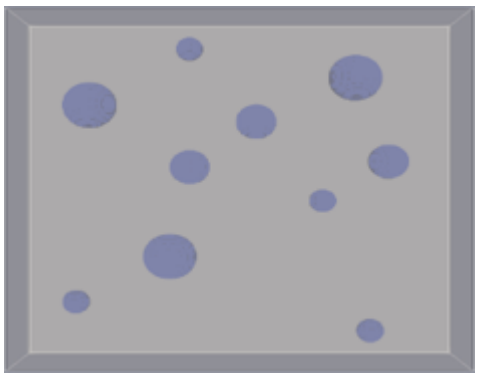
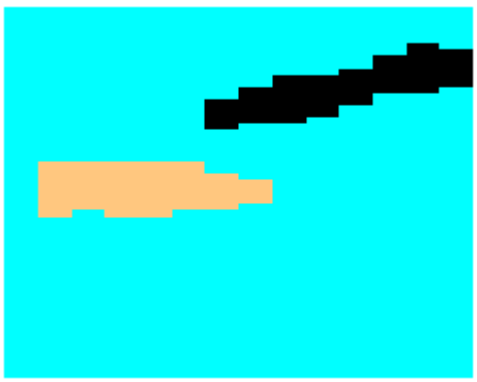
Tablo 14. Benzetim Sonuçları devamı

Senaryo Numarası	Senaryo Modeli	K-Ortalama Kümeleme Sonucu
9		
10		
11		
12		

Tablo 15. Benzetim Sonuçları devamı

Senaryo Numarası	Senaryo Modeli	K-Ortalama Kümeleme Sonucu
13		
14		
15		
16		

Tablo 16. Benzetim Sonuçları devamı

Senaryo Numarası	Senaryo Modeli	K-Ortalama Kümeleme Sonucu
17		
18		
19		
20		

6. DEĞERLENDİRMELER

Bu tez çalışması kapsamında her geçen gün kullanımı artan ve her yıl yüzlerce can kaybına neden olan El Yapımı Patlayıcı (EYP)'lerin tetikleyici mekanizması olarak kullanılan gömülü komuta telinin Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) ile tespiti ve tanımlanması için algoritma geliştirme çalışmaları gerçekleştirilmiştir.

YNR sistemleri arkeolojik çalışmaların yanı sıra gömülü patlayıcı tespitinde de sıkça kullanılmaktadır. Ancak, doğrudan gömülü tel tespitine odaklanan çalışmalar oldukça yetersiz kalmaktadır. Bölüm 1.2'de ayrıntılı olarak anlatılan literatür özetinde yapılan çalışmaların detaylı olarak incelenmiş ve çalışmaların gömülü olmayan teller ve bu sistemlerin donanım ihtiyaçları üzerinde durdukları gözlemlenmiştir. Gömülü tel üzerine yapılan çalışmalarda ise pratik uygulamalara göre yüksek işlem süresi gerektiren 3B YNR verileri ile çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bir diğer gömülü tel çalışmasında ise geliştirilen yöntemlerin pratik uygulamalarda kullanılmasına dair değerlendirmeler gözlemlenememiştir. Bu yüzden bu tez kapsamında anten dizisi ile oluşturulabilecek bir YNR arama başlığı ile elde edilecek C-tarama verilerini 2B'ye indirgeyerek tel tespiti ve tanımlama algoritmaları üzerine çalışmalar gerçekleştirilmiştir.

Tez kapsamında geliştirilen algoritmalar gprMax programı ile oluşturulan benzetim verilerine uygulanmıştır. İlk olarak, elde edilen ham verilerde hedef yansımalarını baskılayan ve tespitini oldukça zorlayan yer yansımalarını kaldırma yöntemleri incelenmiştir. Ortalama Çıkarma, Medyan Çıkarma, Hareketli Ortalama ve Medyan Çıkarma yöntemleri sırayla incelenmiş ve yer yansıması tamamen ortadan kaldırılamamıştır. Bu yöntemler yerine pratik uygulamalardaki işlem süresi de göz önünde bulundurularak verimli ve çok daha basit bir yöntem olan Zaman Kapılama ve Maksimum Genlik Tespiti algoritması önerilmiştir. Tez kapsamında tespiti gerçekleştirilen hedef tel 4 cm'ye gömülü olduğu için bu algoritma ile elde edilen sonuçlar oldukça başarılı olmuştur. Ancak, yer yüzeyinin hemen altında veya yer yüzeyinde olan hedefler için algoritma çıktısı ile hedef yansımaları da yok edilebilir. Bu yüzden bu algoritma yer yüzeyi yansımaları içerisinde kalmayacak olan hedefler için uygulanmalıdır.

Yer yansımaları kaldırılan B-tarama verilerine görüntü içerisinde bulunan gürültü ve parazitleri azaltmak adına ön işleme metotları incelenmiştir. Ön işleme yöntemleri olarak Tekil Değer Ayrışımı, Güçlü Temel Bileşen Analizi ve Go Ayrışımı çalışılmıştır. Bu üç yöntem ile elde edilen sonuçlar Sinyal Gürültü Oranı ve İşlem Süreleri referans alınarak

karşılaştırılmıştır. İşlem süresi en düşük olan yöntem Tekil Değer Ayrışımı olurken, Sinyal Gürültü Oranı performansı en yüksek olan yöntem ise Go Ayrışımı algoritması olmuştur. Sinyal Gürültü Oranı hedef tespitinin gerçekleştirilmesi için kritik bir parametredir. Go Ayrışımı ile Tekil Değer Ayrışımı yöntemleri arasındaki işlem süresi farkı 47 milisaniye olduğu için bu fark ihmal edilebilir seviyede olarak değerlendirilmiş ve Go Ayrışımı yöntemi ile ön işleme algoritması gerçekleştirilmiştir.

Bir sonraki adımda ön işleme yöntemi uygulanmış B-tarama görüntülerinin birleştirilmesiyle oluşturulan 2B C-tarama verilerine bağlantılı bileşen etiketleme yöntemi uygulanmıştır. C-tarama görüntüsünde tespit edilmiş veriler gruplandırma ve etiketleme yapılarak öz nitelik verileri elde edilmiştir. Öz nitelik verileri ise Toplam İkili Tespit Sayısı ve Toplam Enerji Değerleri referans alarak oluşturulmuştur.

Tespit edilen nesnelerin tel olup olmadığına karar vermek adına denetimsiz makine öğrenme yöntemleri olan K-Ortalama Kümeleme ve Gauss Karışım Modeli ile Kümeleme metotları incelenmiştir. Her iki yöntem için de en iyi küme sayısını bulmak için çalışmalar gerçekleştirilmiş ve en iyi küme sayısının iki küme içinde 2 olduğu hesaplanmıştır. Bu küme sayısı ile kümeler oluşturulmuş ve öz nitelik verilerinin bu kümelere olan uzaklıkları Öklid ve Mahalanobis mesafeleri ile hesaplanarak ilgili kümelere atamaları gerçekleştirilmiştir. Atama sonuçları incelendiğinde en iyi tanımlama performansı %96.2 ile K-Ortalama Kümeleme algoritması ile elde edilmiştir.

Çalışma kapsamında önerilen algoritma performansının geliştirilecek olan YNR donanımının performansına göre farklı sonuçlar verebileceği öngörülmektedir. YNR sisteminde kullanılacak olan antenlerin çift-polarizasyonlu olması bu sistem için en kritik özelliklerden biri olmaktadır. Tek polarizasyonlu anten kullanılması durumunda yer altında kullanılan anten polarizasyonuna dik olabilecek oryantasyonda telin tespit performansında kuvvetli düşüşler olabileceği öngörülmektedir. Ayrıca, anten arama başlığının bulunduğu platformun hareket hızı da önemli sistem parametrelerinden biri olmaktadır. Tez kapsamında oluşturulan benzetim verileri ilerleme yönünde 1 cm'lik artışlarla elde edilmiştir. Örnekleme hızının bu durumdan daha yavaş olacağı kullanım senaryolarında algoritma sonucu elde edilecek başarım oranında düşüşler olacağı öngörülmektedir.

Tez kapsamında gerçekleştirilen ve önerilen tel tespiti ve tanımlama algoritması benzetim verilerine uygulanarak geliştirilmiştir. Gelecek çalışmalarda önerilen algoritmanın performans çıktılarını test edebilmek adına benzetim modelinde kullanılan parametrelere yakın değerlere sahip bir YNR sistemi ile gerçek saha testleri gerçekleştirilmesi hedeflenmektedir. Çift polarizasyonlu bir anten dizisine sahip veya çift polarizasyonlu bir

adet alıcı-verici anten çiftine sahip bir YNR sistemi ile oluşturulacak 2B C-tarama verileri ile önerilen algoritmanın başarılı sonuçlar vereceği öngörülmektedir.

KAYNAKLAR

[1] Hakan Tozan and Karatas Mumtaz, “Operations Research for Military Organizations,” no. July, p. 445, 2019, doi: 10.4018/978-1-5225-5513-1.

[2] ICBL, *Landmine Monitor 2018 - 20th Annual Edition*. 2018. [Online]. Available: the-monitor.org/cp

[3] M. Louis and M. Stuart, *The Banning of Anti-Personnel Landmines*. 2004.

[4] M. O’Hara, “Detection of IED Emplacement in Urban Environments,” no. September, p. 45, 2008, [Online]. Available: hdl.handle.net/10945/44032

[5] U. Yılmaz, “Buried Wire Detection Using Ground Penetrating Radars, Masters Thesis, Ankara, Turkey,” Middle East Technical University.

[6] X. Liu, M. Serhir, and M. Lambert, “Detectability of junctions of underground electrical cables with a ground penetrating radar: Electromagnetic simulation and experimental measurements,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 158, pp. 1099–1110, 2018, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2017.10.038.

[7] S. E. Yuksel, J. Bolton, and P. D. Gader, “Landmine detection with Multiple Instance Hidden Markov Models,” *IEEE Int. Work. Mach. Learn. Signal Process. MLSP*, 2012, doi: 10.1109/MLSP.2012.6349734.

[8] J. N. Wilson, P. Gader, W. H. Lee, H. Frigui, and K. C. Ho, “A large-scale systematic evaluation of algorithms using ground-penetrating radar for landmine detection and discrimination,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, no. 8, pp. 2560–2572, 2007, doi:

10.1109/TGRS.2007.900993.

[9] E. Temlioglu, I. Erer, and D. Kumlu, “A least mean square approach to buried object detection in ground penetrating radar,” *Int. Geosci. Remote Sens. Symp.*, vol. 2017-July, pp. 4833–4836, 2017, doi: 10.1109/IGARSS.2017.8128084.

[10] Q. Zhu and L. M. Collins, “Application of feature extraction methods for landmine detection using the wichmann/niitek ground-penetrating radar,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, no. 1, pp. 81–85, 2005, doi: 10.1109/TGRS.2004.839431.

[11] C. Abeynayake and M. D. Tran, “Ground penetrating radar applications in buried improvised explosive device detection,” *Proc. 2016 18th Int. Conf. Electromagn. Adv. Appl. ICEAA 2016*, pp. 564–567, 2016, doi: 10.1109/ICEAA.2016.7731455.

[12] E. Aydin, “Yere Nüfuz Eden Radar Verilerinde Tel Tespiti İçin Aktarım ve Çok Görevli Öğrenme Yöntemleri, Transfer and Multi Task Learning Methods for Wire Detection From Ground Penetrating,” 2018.

[13] A. Genç, “Multi-Feature Fusion for Gpr-Based Landmine Detection and Classification,” no. April, 2019.

[14] H. Liu, J. Zhao, and M. Sato, “A hybrid dual-polarization GPR system for detection of linear objects,” *IEEE Antennas Wirel. Propag. Lett.*, vol. 14, pp. 317–320, 2015, doi: 10.1109/LAWP.2014.2363826.

[15] A. Heinzel, M. Peichl, E. Schreiber, S. Dill, and F. Bischeltsrieder, “Investigations on the detection of thin wires using MIMO SAR,” *Detect. Sens. Mines, Explos. Objects, Obs. Targets XXII*, vol. 10182, p. 1018203, 2017, doi: 10.1117/12.2262419.

[16] C. L. Yeo, “Command Wire Sensor Measurements,” *Security*, no. June, 2012.

[17] H. M. Jol, *Ground Penetrating Radar Theory and Applications*, vol. 27, no. 7. 2007. doi: 10.1016/B978-1-4160-5009-4.50004-2.

[18] L. B. Conyers, *Ground-penetrating Radar and Magnetometry for Buried Landscape Analysis*. 2018.

[19] A. Lalagüe, *Use of Ground Penetrating Radar for Transportation Infrastructure Maintenance*. 2015.

[20] G. Tesfamariam Te-ame, “Signal processing techniques for landmine detection using impulse ground penetrating radar,” *IEEE Sens. J.*, vol. 2, no. 1, pp. 41–51, 2002, doi: 10.1109/7361.987060.

[21] M. S. Kang, N. Kim, J. J. Lee, and Y. K. An, “Deep learning-based automated underground cavity detection using three-dimensional ground penetrating radar,” *Struct. Heal. Monit.*, vol. 19, no. 1, pp. 173–185, 2020, doi: 10.1177/1475921719838081.

[22] P. Sharma, S. P. Gaba, and D. Singh, “Study of background subtraction for ground penetrating radar,” *RAECE 2015 - Conf. Proceedings, Natl. Conf. Recent Adv. Electron. Comput. Eng.*, pp. 101–105, 2016, doi: 10.1109/RAECE.2015.7510234.

[23] D. Kumlu and I. Erer, “Clutter removal techniques in ground penetrating radar by using non-local means approach,” *J. Fac. Eng. Archit. Gazi Univ.*, vol. 35, no. 3, pp. 1269–1284, 2020, doi: 10.17341/gazimmfd.535892.

[24] N. J. Cassidy, *Ground Penetrating Radar Data Processing, Modelling and Analysis*, First Edit. Elsevier, 2008. doi: 10.1016/B978-0-444-53348-

7.00005-3.

[25] W. Xue, Y. Luo, Y. Yang, and Y. Huang, “Noise suppression for gpr data based on svd of window-length-optimized hankel matrix,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 17, 2019, doi: 10.3390/s19173807.

[26] M. M. Riaz and A. Ghafoor, “Ground penetrating radar image enhancement using singular value decomposition,” *Proc. - IEEE Int. Symp. Circuits Syst.*, pp. 2388–2391, 2013, doi: 10.1109/ISCAS.2013.6572359.

[27] C. Liu, C. Song, and Q. Lu, “Random noise de-noising and direct wave eliminating based on SVD method for ground penetrating radar signals,” *J. Appl. Geophys.*, vol. 144, pp. 125–133, 2017, doi: 10.1016/j.jappgeo.2017.07.007.

[28] C. Downs and S. Jazayeri, “Resolution enhancement of deconvolved ground penetrating radar images using singular value decomposition,” *J. Appl. Geophys.*, vol. 193, no. July 2020, p. 104401, 2021, doi: 10.1016/j.jappgeo.2021.104401.

[29] I. Kountouri, E. Manousakis, and A. E. Tsekrekos, “Latent semantic analysis of corporate social responsibility reports (with an application to Hellenic firms),” *Int. J. Discl. Gov.*, vol. 16, no. 1, pp. 1–19, 2019, doi: 10.1057/s41310-018-0053-z.

[30] T. Peters, *Data-driven science and engineering: machine learning, dynamical systems, and control*, vol. 60, no. 4. 2019. doi: 10.1080/00107514.2019.1665103.

[31] F. H. C. Tivive, A. Bouzerdoum, and C. Abeynayake, “GPR Target Detection by Joint Sparse and Low-Rank Matrix Decomposition,” *IEEE*

Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 57, no. 5, pp. 2583–2595, 2019, doi: 10.1109/TGRS.2018.2875102.

[32] M. P. Masarik, J. Burns, B. T. Thelen, J. Kelly, and T. C. Havens, "GPR anomaly detection with robust principal component analysis," *Detect. Sens. Mines, Explos. Objects, Obs. Targets XX*, vol. 9454, p. 945414, 2015, doi: 10.1117/12.2176571.

[33] E. J. Candès, X. Li, Y. Ma, and J. Wright, "Robust principal component analysis?," *J. ACM*, vol. 58, no. 3, 2011, doi: 10.1145/1970392.1970395.

[34] X. Song, D. Xiang, K. Zhou, and Y. Su, "Improving RPCA-based clutter suppression in GPR detection of antipersonnel mines," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 14, no. 8, pp. 1338–1342, 2017, doi: 10.1109/LGRS.2017.2711251.

[35] X. Song, D. Xiang, K. Zhou, and Y. Su, "Fast prescreening for GPR antipersonnel mine detection via go decomposition," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 16, no. 1, pp. 15–20, 2019, doi: 10.1109/LGRS.2018.2866331.

[36] T. Zhou and D. Tao, "GoDec: Randomized low-rank & sparse matrix decomposition in noisy case," *Proc. 28th Int. Conf. Mach. Learn. ICML 2011*, pp. 33–40, 2011.

[37] J. Li, Y. Huang, G. Liao, and J. Xu, "Moving Target Detection via Efficient ATI-GoDec Approach for Multichannel SAR System," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 13, no. 9, pp. 1320–1324, 2016, doi: 10.1109/LGRS.2016.2584083.

[38] E. Patel and D. S. Kushwaha, "Clustering Cloud Workloads: K-Means vs Gaussian Mixture Model," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 171, no. 2019, pp.

158–167, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.04.017.

[39] C. Völker and P. Shokouhi, *Clustering Based Multi Sensor Data Fusion for Honeycomb Detection in Concrete*, vol. 34, no. 4. 2015. doi: 10.1007/s10921-015-0307-7.

[40] R. Tilley, H. R. Sadjadpour, and F. Dowla, "GPR imaging for deeply buried objects: A comparative study based on compositing of scanning frequencies and a chirp excitation function," *Geosci.*, vol. 9, no. 3, 2019, doi: 10.3390/geosciences9030132.

[41] V. Novoselac and Z. Pavic, "Outlier detection in experimental data using a modified expectation maximization algorithm," *6th Int. Sci. Expert Conf. TEAM 2014*, 2014.

[42] H. Ghorbani, "Mahalanobis Distance and Its Application for Detecting Multivariate Outliers," *Facta Univ. Ser. Math. Informatics*, p. 583, 2019, doi: 10.22190/fumi1903583g.

[43] V. Roizman, M. Jonckheere, and F. Pascal, "Robust clustering and outlier rejection using the Mahalanobis distance distribution," *Eur. Signal Process. Conf.*, vol. 2021-Janua, pp. 2448–2452, 2021, doi: 10.23919/Eusipco47968.2020.9287356.

[44] N. Gowdra, R. Sinha, and S. MacDonell, "Examining convolutional feature extraction using Maximum Entropy (ME) and Signal-to-Noise Ratio (SNR) for image classification," *IECON Proc. (Industrial Electron. Conf.*, vol. 2020-Octob, pp. 471–476, 2020, doi: 10.1109/IECON43393.2020.9254346.

[45] S. B. Reeder, "Measurement of Signal-to-Noise Ratio and Parallel Imaging," *Parallel Imaging Clin. MR Appl.*, pp. 49–61, 2007, doi:

10.1007/978-3-540-68879-2_4.

[46] M. Welvaert and Y. Rosseel, “On the definition of signal-to-noise ratio and contrast-to-noise ratio for fMRI data,” *PLoS One*, vol. 8, no. 11, 2013, doi: 10.1371/journal.pone.0077089.

[47] L. He, X. Ren, Q. Gao, X. Zhao, B. Yao, and Y. Chao, “The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms,” *Pattern Recognit.*, vol. 70, pp. 25–43, 2017, doi: 10.1016/j.patcog.2017.04.018.

[48] S. Timoftei, “Industrial robot in fine art: Can an industrial robot draw a binary image?,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 444, no. 5, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/444/5/052027.

[49] T. M. Kodinariya and P. R. Makwana, “Review on determining of cluster in K-means,” *Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Manag. Stud.*, vol. 1, no. 6, pp. 90–95, 2013, [Online]. Available: researchgate.net/publication/313554124

[50] S. Tripathi, A. Bhardwaj, and P. E, “Approaches to Clustering in Customer Segmentation,” *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 7, no. 3.12, p. 802, 2018, doi: 10.14419/ijet.v7i3.12.16505.

[51] E. Umargono, J. E. Suseno, and V. G. S. K., “K-Means Clustering Optimization using the Elbow Method and Early Centroid Determination Based-on Mean and Median,” vol. 474, no. Isstec 2019, pp. 234–240, 2020, doi: 10.5220/0009908402340240.

[52] G. Schwarz, “Estimating the Dimension of a Model,” *Ann. Stat.*, vol. 6, no. 2, pp. 461–464, 2007, doi: 10.1214/aos/1176344136.

[53] R. Reilly, “Acute and prophylactic treatment of migraine.,” *Nurs. Times*,

vol. 90, no. 29, pp. 35–36, 1994.

[54] J. J. Dziak, D. L. Coffman, S. T. Lanza, R. Li, and L. S. Jermiin, “Sensitivity and specificity of information criteria,” *Brief. Bioinform.*, vol. 21, no. 2, pp. 553–565, 2020, doi: 10.1093/bib/bbz016.

[55] P. Armitage and T. Colton, *Encyclopedia of Biostatistics*, no. 1. 2005.