





**YERE NÜFUZ EDEN RADAR GÖRÜNTÜLERİNDE  
MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ YÖNTEMİ İLE  
KARGAŞA GİDERME**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Eyyup TEMLİOĞLU**

**Elektronik Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Telekomünikasyon Mühendisliği Programı**

**MAYIS 2015**



**YERE NÜFUZ EDEN RADAR GÖRÜNTÜLERİNDE  
MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ YÖNTEMİ İLE  
KARGAŞA GİDERME**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Eyyup TEMLİOĞLU  
(504121342)**

**Elektronik Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Telekomünikasyon Mühendisliği Programı**

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. Işın ERER**

**MAYIS 2015**



İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 504121342 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Eyyup TEMLİOĞLU**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**YERE NÜFUZ EDEN RADAR GÖRÜNTÜLERİNDE MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ YÖNTEMİ İLE KARGAŞA GİDERME**” başlıklı tezini aşağıdaki imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

**Tez Danışmanı :**      **Doç. Dr. Işın ERER**      .....  
İstanbul Teknik Üniversitesi

**Jüri Üyeleri :**      **Prof. Dr. Sedef KENT**      .....  
İstanbul Teknik Üniversitesi

**Dr. Süleyman BAYKUT**      .....  
TÜBİTAK

.....

**Teslim Tarihi :**      **4 Mayıs 2015**  
**Savunma Tarihi :**      **29 Mayıs 2015**





*eşim ve aileme*



## ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimim boyunca ve bu tezin hazırlanması süresince bilgi ve birikimini esirgemeyen, sürekli araştırmaya teşvik eden, İşaret İşleme alanında bana kazandırmış olduğu bilinçten dolayı Doç. Dr. Işın Erer'e, desteğini her zaman yanımda hissettiğim aileme teşekkürlerimi sunarım.

Mayıs 2015

Eyyup TEMLİOĞLU



## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

<b>ÖNSÖZ</b> .....	<b>vii</b>
<b>İÇİNDEKİLER</b> .....	<b>ix</b>
<b>KISALTMALAR</b> .....	<b>xi</b>
<b>ÇİZELGE LİSTESİ</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....	<b>xv</b>
<b>ÖZET</b> .....	<b>xvii</b>
<b>SUMMARY</b> .....	<b>xix</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1 Problemin Tanımı ve Tezin Amacı .....	2
1.2 Önerilen Yöntem .....	3
1.3 Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) .....	4
<b>2. KARGAŞA GİDERME YÖNTEMLERİ</b> .....	<b>7</b>
2.1 Literatür Araştırması .....	7
2.2 Tekil Değer Ayırışımı (TDA - SVD) .....	11
2.3 Temel Bileşen Analizi (TBA - PCA).....	13
2.4 Bağımsız Bileşen Analizi (BBA - ICA) .....	14
<b>3. MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ</b> .....	<b>17</b>
3.1 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemi .....	18
3.1.1 Teorik analiz .....	19
3.2 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme .....	20
3.2.1 Önerilen yöntem .....	21
3.3 Sözlük Seçimi .....	21
3.4 Eşikleme Yöntemleri .....	23
<b>4. DENEYSEL SONUÇLAR</b> .....	<b>27</b>
4.1 YNR Görüntülerinin Elde Edildiği Sistem ve Senaryo Bilgileri.....	27
4.1.1 Senaryo-1.....	27
4.1.2 Senaryo-2.....	28
4.1.3 Senaryo-3.....	30
4.1.4 Senaryo-4.....	30
4.2 Tekil Değer Ayırışımı (TDA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları .....	31
4.3 Temel Bileşen Analizi (TBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları.....	33
4.4 Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları ..	36
4.4.1 FASTICA algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar.....	36
4.4.2 JADE algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar .....	36
4.5 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları	39
4.6 Karşılaştırmalı Sonuçlar .....	42

<b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER .....</b>	<b>47</b>
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>49</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>	<b>55</b>

## KISALTMALAR

<b>BBA</b>	: Bağımsız Bileşen Analizi
<b>BÇA</b>	: Bağımsız Çarpan Analizi
<b>ÇA</b>	: Çarpan Analizi
<b>ÇMBA</b>	: Çok-kanallı Morfolojik Bileşen Analizi
<b>EBO</b>	: En Büyüklerin Ortalaması
<b>EHD</b>	: Edge Histogram Descriptor
<b>GMBA</b>	: Genelleştirilmiş Morfolojik Bileşen Analizi
<b>GMCA</b>	: Generalized Morphological Component Analysis
<b>GPR</b>	: Ground Penetrating Radar
<b>HMM</b>	: Hidden Markov Model
<b>HOG</b>	: Histogram of Oriented Gradients
<b>ICA</b>	: Independent Component Analysis
<b>JADE</b>	: Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices
<b>MBA</b>	: Morfolojik Bileşen Analizi
<b>MCA</b>	: Morphological Component Analysis
<b>MÇ</b>	: Medyan Çıkarma
<b>MMCA</b>	: Multichannel Morphological Component Analysis
<b>MOM</b>	: Mean of Max
<b>OÇ</b>	: Ortalama Çıkarma
<b>OOT</b>	: Olabilirlik Oranı Testi
<b>PCA</b>	: Principal Component Analysis
<b>SVD</b>	: Singular Value Decomposition
<b>TBA</b>	: Temel Bileşen Analizi
<b>TDA</b>	: Tekil Değer Ayrışımı
<b>YMÇ</b>	: Yürüyen Medyan Çıkarma
<b>YNR</b>	: Yere Nüfuz Eden Radar
<b>YOÇ</b>	: Yürüyen Ortalama Çıkarma





## ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
<b>Çizelge 3.1:</b> MBA algoritması.....	22
<b>Çizelge 4.1:</b> Test için kullanılan cisimler ve boyutları .....	28



## ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1.1 : Örnek YNR sistemi .....	4
Şekil 1.2 : Örnek A-tarama .....	5
Şekil 1.3 : Örnek B-tarama .....	5
Şekil 1.4 : Örnek C-tarama .....	6
Şekil 3.1 : MBA örnek-1 .....	18
Şekil 3.2 : MBA örnek-2 .....	18
Şekil 3.3 : MBA algoritması çalışma yapısı .....	19
Şekil 4.1 : Senaryo-1 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü .....	28
Şekil 4.2 : Senaryo-2 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü .....	29
Şekil 4.3 : Test için kullanılan plastik mayınlar .....	29
Şekil 4.4 : Senaryo-3 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü .....	30
Şekil 4.5 : Senaryo-4 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü .....	31
Şekil 4.6 : Senaryo-1 ve Senaryo-2 TDA sonuçları .....	32
Şekil 4.7 : Senaryo-2 TDA hedef bilgisinin çıkarımı .....	33
Şekil 4.8 : TDA kargaşa giderme sonuçları .....	34
Şekil 4.9 : TBA kargaşa giderme sonuçları .....	35
Şekil 4.10 : BBA (FASTICA) kargaşa giderme sonuçları .....	37
Şekil 4.11 : BBA (JADE) kargaşa giderme sonuçları .....	38
Şekil 4.12 : MBA lineer eşikleme stratejisi sonucu .....	40
Şekil 4.13 : MBA üstel eşikleme stratejisi sonucu .....	40
Şekil 4.14 : Eşikleme stratejilerinin karşılaştırılması .....	40
Şekil 4.15 : MBA kargaşa giderme sonuçları .....	41
Şekil 4.16 : Senaryo-1 karşılaştırmalı sonuçlar .....	43
Şekil 4.17 : Senaryo-2 karşılaştırmalı sonuçlar .....	44
Şekil 4.18 : Senaryo-3 karşılaştırmalı sonuçlar .....	45
Şekil 4.19 : Senaryo-4 karşılaştırmalı sonuçlar .....	46



# YERE NÜFUZ EDEN RADAR GÖRÜNTÜLERİNDE MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ YÖNTEMİ İLE KARGAŞA GİDERME

## ÖZET

Yere Nüfuz Eden Radar (YNR, Ground Penetrating Radar (GPR)) yerin altını görüntülemek için kullanılan önemli bir teknolojidir. YNR sisteminde; kontrol ünitesinde darbe üreticisiyle üretilen elektromanyetik işaret, verici anten vasıtasıyla yerin altına gönderilir, alıcı anten tarafından geri yansıyan işaretler toplanır ve toplanan işaretler sinyal işleme algoritmalarıyla işlenerek görüntüleme ekranında gösterilir. YNR teknolojisi tünel araştırmaları, maden araştırmaları, şehir alt yapılarının araştırılması, yer altındaki kablo ve boruların tespit edilmesi, arkeolojik araştırmalar, asfalt kontrol araştırmaları ve askeri alan araştırmaları gibi bir çok araştırma alanında kullanılmaktadır ve YNR sisteminin yazılımsal ve donanımsal özellikleri kullanıldığı alana göre farklılık göstermektedir. Bu tez çalışması askeri alanda mayınların tespit edilmesi problemine yönelik bir çalışmadır. Mayınlar ilk olarak metal içeriği fazlasıyla yoğun maddeler kullanılarak üretilmişlerdir fakat metal dedektörlerinin bu mayınları rahatlıkla tespit etmesi üzerine mayınlar metal içeriği çok az olacak ya da hiç metal içermeyecek şekilde plastik madde kullanılarak üretilmişlerdir ve bu mayınların tespit edilmesinde metal dedektörleri başarısız olmuştur. Çözüm olarak YNR sistemleri metal içeriği çok az olan ya da hiç metal içermeyen mayınların tespit edilmesi için kullanılmaya başlanmıştır.

YNR sistemi metal içeriği çok az olan ya da hiç olmayan mayınların tespit edilmesinde metal dedektörlerine üstünlük sağlasa da bu mayınların YNR sistemi kullanılarak tespit edilmesi hiç de kolay değildir. Kargaşa, özellikle yeryüzüne yakın gömülen, küçük boyutlu ve plastik anti-personel mayınların görüntülenmesini ve tespit edilmesini zorlaştırmaktadır. Kargaşa; alıcı-verici anten arasındaki kuplaj, yeryüzünden geri gelen yansıma ve toprak içerisinde bulunan istenmeyen cisimlerden (ağaç kökleri, ufak taşlar, toprak içerisindeki düzensiz yapılar, vb.) gelen yansımalarından oluşmaktadır. Kargaşa mayınların tespit edilmesini zorlaştırmasının yanında bazı durumlarda toprak içerisinde gömülü cisim olmamasına rağmen ilgili bölgede hedef olduğu algısı oluşturarak yanlış alarmlara sebep olmaktadır. Hedef tespit başarımını arttırmak, yanlış alarm olasılığını azaltmak için kargaşa giderme yöntemleri önem kazanmıştır.

Literatürde YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için üç farklı yaklaşım mevcuttur. Bu yaklaşımlar kargaşayı modelleyen yöntemler, hedefi modelleyen yöntemler ve veriyi altuzaylara ayırıştıran istatistiksel yöntemlerdir. Kargaşayı modelleyen yöntemler genellikle hedefin olmadığı bölgeden kargaşayı kestirerek tüm veriden kestirilen kargaşayı çıkarmaktadırlar. Kargaşa bu işlem sonucunda giderilerek sadece hedefin olduğu görüntüye ulaşılır. Kargaşayı modelleyen yöntemler hedefin olmadığı bölge bilgisi gerektirmektedir.

Hedefi modelleyen yöntemler ise iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama eğitim aşamasıdır ve bu aşamada çok sayıda hedefe ait veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Hedefe

ait bu veriler kullanılarak öznitelik çıkarımı yapılmaktadır ve hedef modellenmektedir. İkinci aşama olan test aşamasında şüphelenilen bölgelerde öznitelik çıkarımı yapılarak modellenen hedefe ait referans özniteliklerle karşılaştırılır ve kargaşa hedeften ayırt edilir. Hedefi modelleyen yöntemler genellikle anti-tank mayınlar içindir çünkü anti-tank mayınların YNR imzası modellemeye uygundur. Ayrıca bu yöntemlerin işlem yükü çok fazla olduğu için sadece şüphelenilen bölgeye uygulanması gerekmektedir ve bu yüzden şüpheli bölgeleri belirleyecek yardımcı algoritmalara ihtiyaç duymaktadırlar.

Veriyi altuzaylara ayıran istatistiksel yöntemler ise YNR görüntüsünü hedef, kargaşa ve gürültü şeklinde görüntülere ayırarak kargaşa gidermek için kullanılmaktadırlar. Bu yaklaşım içerisinde Tekil Değer Ayrışımı (TDA, Singular Value Decomposition (SVD)), Temel Bileşen Analizi (TBA, Principal Component Analysis (PCA)) ve Bağımsız Bileşen Analizi (BBA, Independent Component Analysis (ICA)) yöntemleri yer almaktadır ve literatürde yaygın olarak YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılmaktadır. Bu yöntemler genellikle birbirleriyle ve kargaşayı modelleyen yöntemlerle karşılaştırılmıştır ve birçok yayında BBA yöntemi diğer yöntemlere üstünlük sağlamaktadır. YNR görüntülerini alt uzaylara ayırarak kargaşa giderme yapan bu yöntemlerin tek dezavantajı hedefe ait bilgileri kargaşa ve gürültüden ayırt ederken hangi bileşenlerin hedefe ait bilgileri içerdiği bilgisinin kesin olarak bilinmemesidir.

Bu tez çalışmasında literatürde ilk kez Morfolojik Bileşen Analizi (MBA, Morphological Component Analysis (MCA)) yönteminin YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılması önerilmiştir. MBA yöntemi seyrek işaret işleme alanında önerilen görüntü ayrıştırma yöntemidir ve ilk olarak resim ve doku bileşenlerinin iç içe olduğu görüntüleri doku bileşeni ve resim bileşeni olarak ayrıştırmak için önerilmiştir. MBA yöntemi zamanla bir çok uygulamada kullanılmaya başlamıştır. MBA algoritması görüntüyü farklı bileşenlere ayırırken her bir bileşen için bir sözlüğe ihtiyaç duymaktadır. Sözlük işaret ya da görüntülerden alınan ve yama olarak adlandırılan küçük görüntü parçalarından oluşmaktadır. MBA algoritması, bir bileşenin bir sözlükle seyrek olarak ifade edilirken diğer bir sözlükle seyrek olarak ifade edilemediğini varsaymaktadır ve algoritmanın başarısı bu varsayımına bağlıdır.

YNR görüntüleri incelendiğinde kargaşa ve hedefin farklı karakteristiklerde olduğu belirlenmiştir ve uygun sözlükler kullanılarak MBA algoritmasının YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılabileceği düşünülmüştür. MBA algoritması gerçek YNR görüntülerine uygulanarak kargaşa gidermek için uygun ve etkili bir yöntem olduğu gösterilmiştir. Ayrıca MBA algoritması kullanılarak elde edilen sonuç literatürde yaygın olarak kullanılan TDA, TBA ve BBA yöntemleriyle elde edilen kargaşa giderme sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır ve MBA algoritması kullanılarak elde edilen kargaşa giderme sonucunun diğer yöntemler kullanılarak elde edilen sonuçlara üstünlük sağladığı gösterilmiştir.

# **CLUTTER REDUCTION IN GROUND PENETRATING RADAR IMAGES USING MORPHOLOGICAL COMPONENT ANALYSIS**

## **SUMMARY**

Ground Penetrating Radar (GPR) is an important technology that is used for imaging the subsurface. Generally, GPR system consists of a transmitting antenna, a receiving antenna, a control unit and a displaying screen. GPR sends electromagnetic waves to subsurface with the transmitting antenna and reflected signals are collected from the receiving antenna. At the same time, the reflected signals are recorded and then processed with signal processing algorithms and finally processed data are displayed in the screen. GPR has been used in many applications: tunnel linings, geophysical investigations, urban infrastructure investigations, pipes and cable detection, archaeological investigations, road condition survey, military defence applications and so on. Thus, hardware and software properties of GPR varies according to application being used.

In this work, GPR is used for military applications: the problem of detection of buried landmines. Detection and removal of landmines is a serious problem affecting civilians and soldiers. It is estimated that about 110 million landmines are buried in 64 countries around the world and that 26,000 people a year are killed or maimed by a landmine. There are two types of landmines: anti-personnel and anti-tank. Anti-personnel landmines are designed for use against humans, as opposed to anti-tank mines which are designed for use against vehicles. Anti-personnel landmines are equipped with casing that protects mine from environment. Early landmines had casing made of steel and aluminium but these mines are easily detected by metal detectors. After the use of metal detectors for landmine detection, mines manufacturers produced new landmines which include minimum metal content. The performance of metal detectors were degraded after the production of these landmines and GPR is started to be used for the detection of landmines with little or no metal content.

Although GPR offers the promise of detecting landmines with little or no metal content but landmine detection via GPR has been a difficult problem. It is well known that target detection process in GPR is highly affected by the clutter. Clutter can be caused by breakthrough between the transmitting and receiving antennas, reflection from the ground which is called ground bounce and scattering response from non-mine objects (roots, small rocks, non-uniform terrain and so on). Since the targets are buried near the surface which are consists of minimum metal contents, clutter suppresses target signal because amplitude of reflected signal from the target is weaker than ground bounce. Briefly, clutter prevents to detect landmines and cause false alarms in the non-target region. In addition, the performance of GPR system is affected from soil conditions, temperature, weather conditions and varying terrain. Clutter reduction techniques has gained importance to achieve high detection rates and to decrease false alarm probabilities.

In GPR system, the reflected signal is composed of clutter, target and system noise. As the system noise has less importance compared to the other components, clutter reduction algorithms aim to decompose the reflected signal as target and clutter. There are three different approaches to remove clutter in the literature. These techniques are based on modeling the clutter or the target and subspace based statistical methods. In the first approach, clutter or background model is estimated from non-target region and this estimated clutter is subtracted from all GPR image. At the end of this process clutter is removed from GPR image and the image includes only target information. Background (Mean) Subtraction (BS), Median Subtraction (MS), Moving Background Subtraction (MBS), Moving Median Subtraction (MMS), Kalman, Wavelet and Likelihood Ratio Test (LRT) are methods which models clutter. This approach needs information about target-free region and the performance of these methods degrade with varying terrain conditions.

In the second approach, target is modeled and then searched in the GPR image. This approach consists of the training and the test stages. Training stage requires too many target data which are taken from different soil conditions, different terrain, large variety of landmine types. After the collection of target data, feature extraction process is applied to these target data. Extracted features are trained with learning algorithms and targets are modelled. In the test stage, feature extraction process is applied to suspicious region in the GPR data and extracted features are compared to target model. After the comparison, the algorithm decides whether the observed region contains target or not, so clutter is separated from target. Especially, this approach is appropriate for anti-tank landmines because GPR signature of anti-tank landmines are suitable for modeling. Polynomial fitting, Histograms of Oriented Gradients (HOG), Hidden Markov Models (HMM), Edge Histogram Descriptors (EHD) are algorithm which are use this approach. In addition, these methods' computational burden is very high so these methods are applied only to suspicious regions to separate target from clutter and also need auxiliary algorithms to specify suspicious regions.

Subspace based statistical methods are the third approach that are widely used methods in literature for clutter reduction in GPR data. In this approach, GPR data is decomposed into sub images corresponding to clutter, target and background components. Singular Value Decomposition (SVD), Principal Component Analysis (PCA) and Independent Component Analysis (ICA) are used for clutter reduction in this approach. Since in GPR the clutter is much stronger than the target component, it can be reconstructed by the use of the eigenvector corresponding to the largest eigenvalue of the correlation matrix of the GPR image in SVD method or the first principal component in the PCA based method. Similarly, in ICA based method the components are reconstructed using corresponding independent components. Bell-Sejnowski, Molgedey-Schuster, FASTICA, Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices (JADE) and Kernel-ICA (KICA) algorithms have been developed to implement the ICA method. In this thesis, JADE and FASTICA algorithms are used to remove clutter from GPR images. There are a lot of publication in literature that compare these subspace methods with each other and other approaches. In general, ICA based methods outperform other methods for clutter reduction in GPR images. It is known that these methods decompose GPR image with selecting components and clutter is reconstructed using the first largest component but it is not known exactly which components includes target information. There are some approaches to calculate which components contain target information but achieved results are not satisfactory



and component selection process for the determination of the target component is still an open area of research.

In this thesis work, the first time Morphological Component Analysis (MCA) method is proposed for clutter reduction in GPR images. MCA is an image decomposition method based on sparse representations and morphological diversity and it is proposed to decompose images into texture and piecewise smooth (cartoon) parts. The basic idea presented in MCA algorithm is the use of two appropriate dictionaries, one for the representation of textures and the other for the cartoon parts. In sparse signal processing area, dictionary is defined as a set of signals and constructed with one dimensional signals or two dimensional image parts which are extracted from images and called "patch". Each element of dictionary is referred as "atom". There are two types of dictionaries: analytic dictionaries and learning based dictionaries. In analytic based approach, dictionaries are constituted with using analytic functions like cosine, sine. In the learning based dictionaries, patches are extracted from a set of images and these patches are processed via learning algorithm and learning based dictionary is constructed with using learned (processed) patches.

MCA assumes that an image is a linear mixture of several morphological components where each of them can be sparsely represented with an appropriate dictionary which is inefficient to represent sparsely the other component. This is a key assumption for the success of the MCA algorithm, so the success of MCA algorithm depends on the selection of the dictionaries. Therefore, choosing a suitable dictionary is an important step with two criteria: i) dictionaries must be mutually incoherent and, ii) dictionaries must represent each related component sparsely. Once the dictionaries are identified, MCA finds the components by successive iterative thresholding. In each iteration of MCA algorithm, each component is represented by the related dictionary and sparse coefficients. Sparse coefficients are calculated to represent each component with related dictionary and then these calculated coefficients are thresholded. MCA uses different thresholding methods and thresholding strategies. Thresholding methods are applied to coefficients while thresholding strategies calculate related threshold in each iteration.

GPR images include linear mixture of clutter and target components and separation of these components from each other is challenging. In this study, GPR images are decomposed into clutter and target components by the use of MCA. To successfully decompose GPR image into clutter and target components, suitable dictionaries for each type of image-content must be selected. Before the dictionary selection process, GPR images are investigated and it is observed that clutter components include lines or line-shaped parts and targets produce isotropic structures. It is reported that isotropic structures can be efficiently represented by wavelet dictionaries while for global lines curvelet or ridgelet dictionaries are more appropriate candidates. Thus, the clutter and target components are sparsely represented with curvelet and Undecimated Discrete Wavelet Transform (UDWT) dictionaries, respectively.

A new clutter removal method based on MCA is applied to four two dimensional GPR images (B-scans). These four B-scans are obtained by using four different scenarios and each scenario is composed of metal targets and as well as plastic targets with low metal content and is performed with different soil conditions and soil types. Obtained results show that MCA is efficient and appropriate method to remove clutter from GPR images. On the other hand, SVD, PCA and ICA methods are applied to these

B-scans for comparison purposes. Obtained results show that MCA outperforms these state-of-the-art clutter removal methods.

## 1. GİRİŞ

Yere Nüfuz Eden Radar (YNER, Ground Penetrating Radar (GPR)) yerin altını görüntülemek için kullanılan önemli bir uzaktan algılama teknolojisidir. YNER sisteminin çalışma prensibi yerin altına elektromanyetik işaret gönderip yansıyan işaretlerin toplanması ve işlenmesi şeklindedir. YNER teknolojisi tünel arařtırmaları, maden arařtırmaları, Őehir alt yapılarının arařtırılması, yer altındaki kablo ve boruların tespit edilmesi, arkeolojik arařtırmalar, asfalt kontrol arařtırmaları ve askeri alan arařtırmaları gibi bir ok arařtırma alanında kullanılmaktadır [1]. YNER sisteminin donanımsal ve yazılımsal özellikleri kullanıldığı uygulamaya göre farklılık göstermektedir. Bu tez kapsamında yapılan alıřma daha ok askeri alan arařtırmalarını kapsamaktadır. YNER teknolojisi askeri alanda mayınların tespit edilmesinde kullanılmaktadır. Mayınlar dünya genelinde milyonlarca insanın sakat kalmasına veya ölümüne sebep olmuřtur ve imzalanan barıř anlaşmaları geređi savařların bitmesiyle yerleřtirildikleri yerde kalan mayınlar, günümüzde birok ülkede can almaya, insanları sakat bırakmaya devam etmektedir. Dünyada 64 ülkede 110 milyon civarında patlamamıř mayın olduđu tahmin ediliyor ve bu mayınlar her yıl yaklaşık 26,000 kiřinin ölümüne veya sakat kalmasına sebep olmaktadır [2]. Mayınlar anti-personel ve anti-tank olmak üzere iki eřitir. Anti-personel mayınlar insanlara zarar vermek için üretilmektedir ve yaklaşık 5-15 kg ađırlıđındaki canlının mayın üzerinde oluřturacađı basın mayının patlamasına sebep olmaktadır. Anti-tank mayınlar ise tank gibi büyük zırhlı araçlara zarar vermek için üretilmiřlerdir ve bu mayınların patlaması için yaklaşık 150-500 kg ađırlıđında bir aracın basın oluřturması yeterlidir. Anti-personel mayınlar yeryüzüne yakın (1-5 cm) gömülürken anti-tank mayınlar daha derine gömülebilmektedir. Mayınlar ilk olarak metal ierikli olarak üretilmiřlerdir ve metal ierikli mayınların tespit edilmesi için metal dedektörleri geliřtirilmiřtir ve metal dedektörleri bařarılı bir Őekilde bu mayınları tespit etmektedir. Metal dedektörlerinin mayınları rahatlıkla tespit etmesi üzerine mayınlar minimum metal ierecek Őekilde plastik madde kullanılarak üretilmeye bařlanmıřtır ve metal dedektörleri bu mayınları tespit edememektedir. Bu geliřme üzerine metal ieriđi ok

az olan ya da hiç olmayan plastik mayınların tespit edilmesi için YNR teknolojisi kullanılmaya başlamıştır.

### **1.1 Problemin Tanımı ve Tezin Amacı**

YNR sistemi metal içeriği çok az olan ya da hiç olmayan mayınların tespit edilmesinde metal dedektörlerine üstünlük sağlasa da bu mayınların YNR sistemi kullanılarak tespit edilmesi hiç de kolay değildir. YNR teknolojisinin en büyük avantajı olan yerin altını görebilme yeteneği beraberinde büyük bir problemi de getirmiştir çünkü YNR sistemi yerin altındaki 'herşeyi' görebilmektedir. Görüntülenmek istenen mayınlarla birlikte yerin altındaki düzensizlikler, ağaç kökleri, taşlar vb. cisimler ilgili bölgede mayın olmamasına rağmen mayın olduğu algısı oluşturarak yanlış alarmlara yol açmaktadır. Mayın tespitini zorlaştıran ikinci problem yeryüzünden geri yansıyan işaretin genliğinin yerin altından yansıyan işaretlerin genliğinden fazlasıyla büyük olmasıdır ve bu durum özellikle yeryüzüne yakın gömülen küçük boyutlu plastik anti-personel mayınların tespit edilmesini zorlaştırmaktadır çünkü yeryüzünden yansıyan işaret mayından yansıyan işareti bastırmaktadır. YNR sistemlerinde kullanılan alıcı ve verici antenler genellikle birbirine yakın mesafededir ve alıcı ve verici anten arasında kuplaj meydana gelmektedir yani verici antenden gönderilen elektromanyetik işaret yerin altına gidip yansımadan antenden çıkar çıkmaz alıcı anten tarafından alınmaktadır. Bu durum özellikle tarama işlemi yeryüzüne yakın mesafeden yapıldığında kuplaj ve yeryüzünden geri yansıyan işaret örtüşerek yeryüzüne yakın gömülen mayınlardan geri yansıyan işaretleri bastırmaktadır ve bu durum YNR sistemlerinde mayın tespitini zorlaştıran üçüncü problemdir. Bahsedilen bu önemli problemlere yol açan durumlar literatürde kargaşa olarak adlandırılmaktadır. Özetlemek gerekirse kargaşa; toprak içerisinde bulunan istenmeyen cisimlerden (ağaç kökleri, taşlar, toprak içerisindeki düzensizlikler, vb) gelen yansımalar, yeryüzünden geri gelen yansıma ve alıcı ve verici anten arasındaki kuplajdan oluşmaktadır. Ayrıca YNR sistemlerinin başarımı iklim şartlarından, toprak yapısından ve çevresel faktörlerden de etkilenmektedir. Örneğin nemli topraklarda gönderilen işarete çok fazla kayıp olmaktadır ve YNR sisteminin başarımı düşmektedir.

Bu tez kapsamında literatürde ilk kez Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) yönteminin YNR görüntülerinde özellikle metal içeriği çok az olan ya da hiç olmayan mayınların

tespit edilmesini zorlaştıran ve bazı durumlarda yanlış alarmlara sebep olan kargaşanın giderilmesi için kullanılması önerilmiştir. Önerilen yeni kargaşa giderme yöntemi literatürde yaygın olarak kullanılan Tekil Değer Ayırımı (TDA), Temel Bileşen Analizi (TBA) ve Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) yöntemleriyle gerçek YNR görüntülerinde kargaşa giderme yapıldıktan sonra elde edilen görüntüler görsel olarak incelenerek karşılaştırılmıştır ve önerilen yöntemin bu yöntemlere üstünlük sağladığı gösterilmiştir.

## 1.2 Önerilen Yöntem

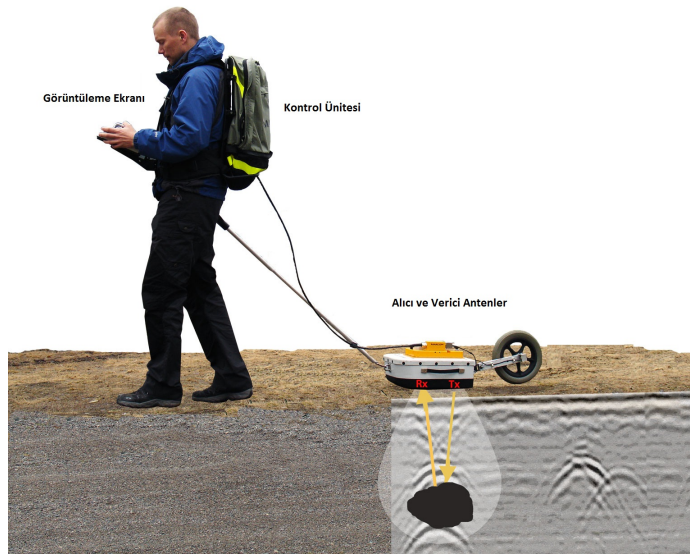
MBA yöntemi seyrek işaret işleme alanında önerilen görüntü ayrıştırma yöntemidir ve farklı özellikteki yapıların iç içe olduğu ve örtüştüğü görüntülerde bu yapıları birbirinden ayırt etmek için kullanılmaktadır. MBA yöntemi bu bileşenleri uygun sözlükler yardımıyla birbirinden ayırt etmektedir. Seyrek işaret işleme alanında sözlük, atom olarak adlandırılan işaret veya görüntülerden alınan yama olarak adlandırılan küçük görüntü parçalarından oluşmaktadır. Sözlükler genellikle analitik tabanlı ve öğrenme tabanlı olmak üzere iki farklı yaklaşım kullanılarak oluşturulurlar. Analitik tabanlı sözlükler analitik fonksiyonların kullanılmasıyla oluşturulan sözlüklerdir. Öğrenme tabanlı sözlükler ise kullanılacağı alana ait veri seti içerisinde yer alan görüntülerden yamalar alınarak bu yamaların sözlük öğrenme algoritmalarında işlenmesi sonucu oluşturulmaktadır. MBA algoritmasında her bir bileşen için farklı sözlük gerekmektedir ve aynı zamanda MBA algoritmasının başarılı bir şekilde ayrıştırma yapması için bu sözlükler mümkün olduğunca birbirine benzemeyen atomlar içermelidirler ve her bir sözlük sadece ilgili bileşeni seyrek olarak ifade ederken diğer bileşenleri seyrek olarak ifade etmemelidir. MBA algoritmasıyla istenen sonuca ulaşmak için kullanılacak sözlükler bu iki şartı mutlaka sağlamalıdır.

YNR sistemi kullanılarak elde edilen görüntüler de içerisinde kargaşa ve hedef olarak adlandırılan farklı özelliklerde bileşenler içermektedir. Bu görüntülerde kargaşa ve hedef bileşenleri örtüşmektedir ve genellikle kargaşa bileşeni hedef bileşenini bastırmaktadır. Bu sebepten dolayı MBA algoritmasının YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için uygun olabileceği düşünülmüştür. Bu tez çalışmasında, MBA algoritmasının YNR görüntülerini başarılı bir şekilde kargaşa ve hedef bileşenlerine ayırması için öncelikle kargaşa ve hedef bileşenlerinin yapısı incelenmiştir ve

bu yapıya uygun sözlükler seçilmiştir. Belirlenen sözlükler kullanılarak MBA algoritmasının YNR görüntülerini kargaşa ve hedef bileşenlerine başarılı bir şekilde ayırarak YNR görüntülerinde kargaşa giderme için uygun ve etkili bir yöntem olduğu gösterilmiştir.

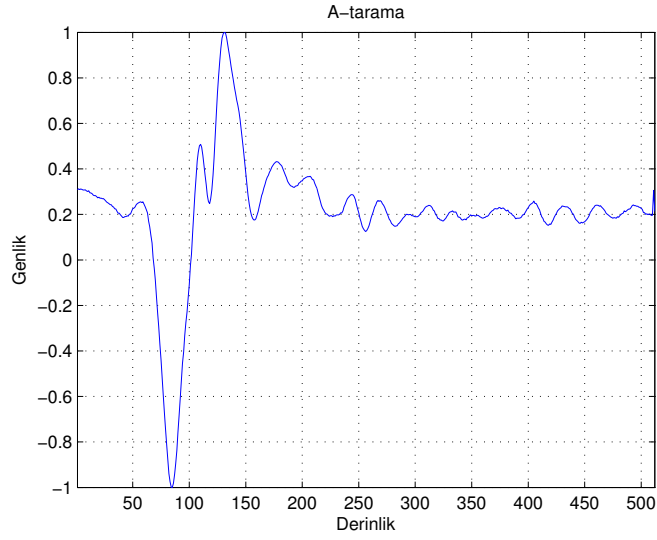
### 1.3 Yere Nüfuz Eden Radar (YNR)

YNR; alıcı anten, verici anten, kontrol ünitesi ve görüntüleme ekranından oluşmaktadır. Örnek YNR sistemi [3] **Şekil 1.1**'de gösterilmektedir.

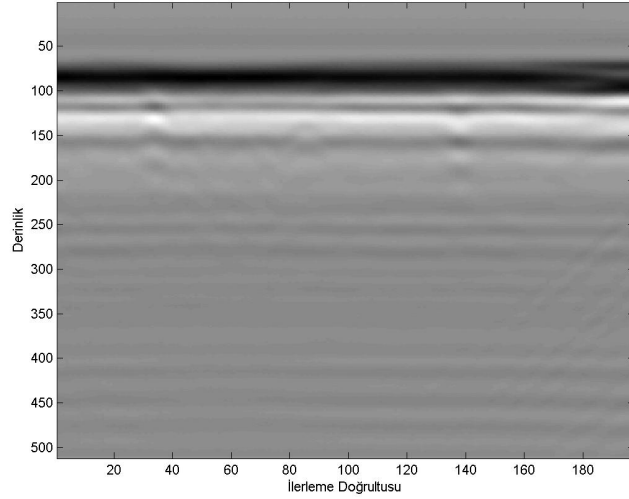


**Şekil 1.1:** Örnek YNR sistemi

YNR sistemlerinde kontrol ünitesinde bulunan darbe üretici tarafından üretilen işaret verici anten vasıtasıyla gönderilir ve geri yansıyan işaretler alıcı anten tarafından toplanır. Alınan işaretler işlendikten sonra görüntüleme ekranında gösterilmektedir. Sinyal işleme algoritmaları alınan ham veriyi işleyerek görüntüleme ekranında hedef olup olmadığını da göstermektedirler. YNR sistemi kullanılarak elde edilen veriler üç farklı şekilde ifade edilmektedir. Alıcı anten tarafından alınan 1-boyutlu işaret A-tarama işareti olarak adlandırılmaktadır ve örnek A-tarama işareti **Şekil 1.2**'de gösterilmektedir. Şekilde y-ekseni A-tarama işaretinin genliğini, x-ekseni ise A-tarama işaretinin uzunluğunu göstermektedir. X-ekseni aynı zamanda derinlik bilgisi içinde kullanılmaktadır fakat radarın ne kadar derine nüfuz ettiği tam olarak bilinemediğinden birimsizdir. A-tarama işaretlerinin bir araya getirilmesiyle oluşturulan 2-boyutlu görüntü B-tarama olarak adlandırılmaktadır ve örnek B-tarama görüntüsü gri skala

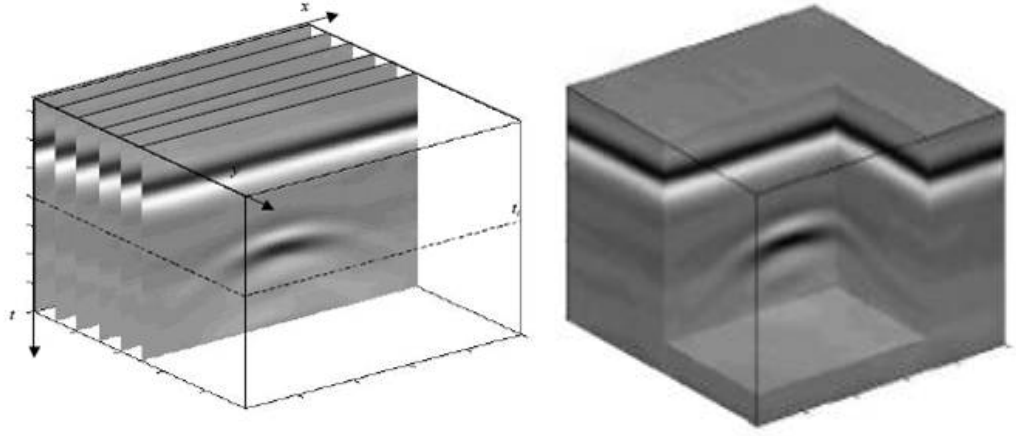


**Şekil 1.2:** Örnek A-tarama



**Şekil 1.3:** Örnek B-tarama

kullanılarak **Şekil 1.3**'te gösterilmektedir. B-tarama görüntüsünü matris olarak düşünürsek bu matrisin her sütununda A-tarama işaretleri bulunmaktadır. B-tarama görüntüsünün y-ekseni A-tarama işaretinin x-eksenine karşı gelmektedir ve derinlik bilgisini ifade etmektedir. X-ekseni ise B-taramanın kaç tane A-taramadan oluştuğunu ifade etmektedir ve ilerleme doğrultusunu göstermektedir. Her 1 cm'de bir A-tarama alındığı düşünülürse x-ekseninin birimi cm olarak kabul edilebilir. Son olarak B-tarama görüntülerinin bir araya getirilmesiyle 3-boyutlu ve C-tarama olarak adlandırılan veri oluşturulmaktadır. C-tarama verisi dikdörtgenler prizması olarak düşünülürse B-tarama görüntüleri bu dikdörtgenler prizmasındaki her bir dilime karşı düşmektedir. Örnek C-tarama verisi **Şekil 1.4**'te gösterilmektedir.



Şekil 1.4: Örnek C-tarama



## 2. KARGAŞA GİDERME YÖNTEMLERİ

Yere Nüfuz Eden Radarda (YNR) kargaşa; alıcı ve verici anten arasındaki kuplaj, yeryüzünden geri gelen yansıma ve toprak içerisinde bulunan istenmeyen cisimlerden (ağaç kökleri, ufak taşlar, toprak içerisindeki düzensiz yapılar, vb.) gelen yansılardan oluşmaktadır. YNR, yerin altında bulunan gömülü cisimleri görüntülemek için kullanılmaktadır fakat kargaşa özellikle yeryüzüne yakın gömülen, küçük boyutlu ve dielektrik sabiti toprağın dielektrik sabitine yakın cisimlerin görüntülenmesini ve tespit edilmesini zorlaştırmaktadır. Ayrıca, kargaşa bazı durumlarda toprak içerisinde gömülü cisim olmamasına rağmen ilgili bölgede hedef olduğu algısı oluşturarak yanlış alarmlara sebep olmaktadır. Hedef tespit başarımını artırmak, yanlış alarm olasılığını azaltmak için kargaşa giderme yöntemleri önem kazanmıştır.

### 2.1 Literatür Araştırması

Literatürde YNR görüntülerinde kargaşa giderme için üç farklı yaklaşım mevcuttur. İlk yaklaşım YNR görüntülerinde kargaşanın ya da arka planın modellenmesidir. Bu yaklaşım içerisinde yer alan en basit yöntem Ortalama Çıkarma (OÇ) yöntemidir [4–6]. OÇ yönteminde hedefin olmadığı bir bölgeden belirli uzunluktaki bir pencere içerisinde yer alan A-tarama işaretlerinin ortalaması alınarak arka plan (kargaşa) kestirilir. Kestirilen arka plan işareti diğer tüm A-tarama işaretlerinden çıkarılarak kargaşa giderme işlemi yapılır. Bu yöntem özellikle alıcı ve verici antenler arası kuplaj ve yeryüzünden geri gelen yansımanın giderilmesinde etkili bir yöntem olmasına karşın hedefin olmadığı bölge bilgisi gerektirir ve yöntemin başarısı yeryüzünün engebesiz olmasına, anten yüksekliğindeki ve toprak yapısındaki değişime bağlıdır. Yeryüzünün engebeli olduğu, anten yüksekliğinin ve toprak yapısının değiştiği durumlarda yöntemin başarımı düşmektedir. Medyan Çıkarma (MÇ) yöntemi de [5, 6] OÇ yöntemiyle benzer özellik göstermektedir. İki yöntem arasındaki tek fark OÇ yönteminde pencere içerisinde yer alan A-tarama işaretlerinin

ortalaması alınırken, MÇ yönteminde pencere içerisinde yer alan işaretlerin medyanı alınarak diğer tüm A-tarama işaretlerinden çıkarılmaktadır. Her iki yöntemde de pencere boyu yöntemlerin başarımında etkili olmaktadır. Yürüyen Ortalama Çıkarma (YOÇ) ve Yürüyen Medyan Çıkarma (YMÇ) yöntemleri, OÇ ve MÇ yöntemlerinin başarımını düşüren yeryüzünün engebeli olduğu, anten yüksekliğinin ve toprak yapısının değiştiği durumlara karşı dayanıklı yöntemler olarak önerilmiştir [7, 8]. Uygun pencere boyu kullanılarak YMÇ yönteminin, YOÇ, OÇ ve MÇ yöntemlerine üstünlük sağladığı [8]'de gösterilmiştir. YOÇ ve YMÇ yöntemlerinde gömülü cisim imzası bozulmaktadır ve seçilen pencere boyu yöntemlerin başarımını doğrudan etkilemektedir. Kalman [9–12] ve Wavelet [5, 13–16] yöntemleri de kargaşayı modelleyerek diğer tüm işaretlerden çıkaran kargaşa giderme yöntemlerindedir. [9]'da kalman yönteminin, OÇ, MÇ, YOÇ, YMÇ ve Wavelet yöntemlerinden daha yüksek başarımler elde ettiği gösterilmiştir. [5]'te ise wavelet yönteminin OÇ, MÇ, YOÇ, YMÇ, Olabilirlik Oranı Testi (OOT) ve Tekil Değer Ayrışımı (TDA) yöntemlerine üstünlük sağladığı gösterilmiştir. Wavelet ve Kalman yöntemleri hedefin olmadığı bölge bilgisi gerektirir, ayrıca kalman yönteminin işlem yükü çok fazladır. [5, 17]'de kargaşa gidermek için OOT yöntemi önerilmiştir fakat OOT yönteminin başarımı, belirlenen eşik değerine göre değişkenlik göstermektedir ve uygun eşik değeri belirlemek kolay değildir. [17]'de OOT yöntemi için yeni eşik formülü önerilmiştir ve OOT yönteminin OÇ yöntemine üstünlük sağladığı belirtilmiştir. [18]'de kargaşa gidermek için iki boyutlu sayısal filtre kullanılmıştır ve OÇ yönteminden daha başarılı olduğu söylenmiştir, fakat burada filtre tasarımı yapılırken yeryüzünden gelen yansımanın oluşturduğu kargaşanın sabit olduğu ve değişmediği varsayımında bulunulmuştur ve önerilen yöntemin başarımı bu varsayım dışındaki durumlarda yani yeryüzünün engebeli olduğu durumlarda düşmektedir. [19]'da başarımı yeryüzünün engebeli olmasından etkilenmeyen simetrik filtreleme yöntemi önerilmiştir, bu yöntem simetrik olmayan kargaşaları bastırarak OÇ yöntemine ve [18]'de önerilen iki boyutlu sayısal filtreleme yöntemine üstünlük sağlamıştır. [20]'de alıcı ve verici anten arasındaki kuplaj lineer transfer fonksiyonlarıyla, yeryüzü yansımasından kaynaklanan kargaşa ise hedef olmayan bölgede hesaplanan Green's fonksiyonunun çıkarılmasıyla bastırılmıştır ve OÇ yöntemine göre daha iyi sonuç verdiği belirtilmiştir. Kargaşa gidermek için parametrik yöntem [21] kullanılarak kargaşa modellenmiştir ve önerilen

yöntem OÇ yöntemine üstünlük sağlamıştır, bu yöntemin dezavantajı hedefe ait referans işarete ihtiyaç duymasıdır.

Önerilen ilk yaklaşım içerisinde yer alan yöntemler kargaşayı modelleyerek ve gelen işaretlerden çıkararak kargaşa giderme yapmışlardır. İkinci yaklaşımda ise hedefi modelleyen yöntemler yer almaktadır. Bu yöntemlerden bazıları [22, 23] bir boyutlu A-tarama işaretini modelleyerek kargaşa giderme yaparken diğer yöntemler iki boyutlu gömülü cisim imzasını modellemişlerdir [24–28]. Hedefi modelleyen yöntemler eğitim aşamasına ihtiyaç duymaktadırlar. [22]'de üç farklı hedef için modelleme yapılmıştır ve önerilen yöntem, eğitim aşamasında kullanılan ortam ve şartlara benzer ortamda test edilmiştir. Önerilen yöntem sınırlı sayıda hedef ve belirli ortam şartlarında başarılı olabilmektedir, toprak yapısı, ortam şartları, cisim derinliği ve hedef değiştiğinde önerilen yöntemin başarımı düşmektedir. Hedefi iki boyutlu modellemek için polinom uydurma [24], Histograms of Oriented Gradients (HOG) [25], Hidden Markov Models (HMM) [26], Edge Histogram Descriptors (EHD) [27] ve Gabor [28] yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemler eğitim ve test aşamasından oluşmaktadır ve eğitim aşamasında çok sayıda hedefe ait veriye ihtiyaç duymaktadırlar. Genellikle büyük boyutlu, anti-tank mayınları tespit etmek için önerilen bu yöntemler şüphelenilen bölgelerde öznitelik çıkarımı yapmaktadırlar ve çıkarılan öznitelikler hedefe ait özniteliklerle karşılaştırılarak hedefi kargaşadan ayırmaktadırlar. Ayrıca bu yöntemlerin işlem yükü çok fazla olduğu için sadece şüphelenilen bölgelere uygulanması gerekmektedir ve bu yüzden şüpheli bölgeleri belirleyecek yardımcı algoritmalara ihtiyaç duymaktadırlar.

Kargaşa gidermek için literatürde yaygın olarak kullanılan üçüncü yaklaşım ise veriyi altuzaylara ayırıştırarak istatistiksel yöntemlerdir. Bu yaklaşım içerisinde Tekil Değer Ayrışımı (TDA) [5, 16, 29–32], Temel Bileşen Analizi (TBA) [6, 32–35], Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) [32–40], Çarpan Analizi (ÇA) [32, 41], Bağımsız Çarpan Analizi (BÇA) [41] kargaşa giderme yöntemleri yer almaktadır. Ayrıca BBA yöntemi için Bell-Sejnowski [42], Molgedey-Schuster [43], FASTICA [44], Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices (JADE) [45] ve Kernel-ICA (KICA) [46] algoritmaları geliştirilmiştir. Tüm bu yöntemler genel olarak kargaşayla hedefin iç içe olduğu ve basit bir şekilde ayırıştırılmadığı durumda B-tarama görüntülerini hedef, kargaşa ve gürültü (arkaplan) şeklinde altuzaylara ayırmaktadır.

Literatürde, bu yöntemlerin kargaşa gidermek için hem birbirleriyle hem de diğer yaklaşımlar içerisinde önerilen yöntemlerle karşılaştırıldığı çok sayıda yayın mevcuttur. [32]'de TDA, TBA, BBA (FASTICA) ve ÇA yöntemleri duvar arkası görüntüleme uygulamasında metal ve dielektrik sabiti düşük olan teflon levhaların olduğu deney setinden elde edilen görüntülerde kargaşa gidermek için uygulanmış ve TDA, TBA, ÇA yöntemleri metal levhayı kargaşadan ayırırken sadece BBA yöntemi her iki levhayı da kargaşadan ayırt etmiştir. Burada BBA yöntemi dielektrik sabiti düşük olan teflonu ayırt ederek diğer yöntemlere üstünlük sağlamıştır ancak bu uygulamada kullanılan levhaların boyutu çok büyüktür (metal levha çapı=58 cm, teflon levha çapı=50 cm) ve kullanılan duvarın geçirgenliği yüksek ve kalınlığı incedir (kontrplak - 12 mm), bu yüzden BBA yönteminin üstünlüğü küçük boyutlu gömülü cisimlerin olduğu YNR görüntülerinde görülmeyebilir ancak genellikle BBA yöntemleri diğer yöntemlere üstünlük sağlamışlardır. [33]'te Bell-Sejnowski BBA yöntemi, Molgedey-Schuster BBA ve TDA yöntemlerinden daha iyi sonuç vermiştir. [34]'te TBA ve JADE BBA yöntemleri karşılaştırılmış ve TBA yöntemi JADE BBA yöntemine göre daha basit bir yöntem olmasına karşın JADE BBA yönteminin başarımı TDA yönteminin başarımından yüksektir. [35]'te OÇ, TBA ve BBA (FASTICA) yöntemlerinin başarımları hem benzetim hem de gerçek veri üzerinde test edilmiştir ve yeryüzüne yakın gömülen cisimlerde TBA yönteminin, derine gömülen cisimlerde BBA yönteminin daha başarılı olduğu gösterilmiştir. [6]'da TBA yönteminin, OÇ ve MÇ yöntemlerine üstünlük sağlamıştır. [16]'da OÇ, MÇ, Wavelet, TDA ve BBA (FASTICA) kargaşa giderme yöntemlerinin tespit başarımına olan etkileri incelenmiş ve hesaplama yükü göz önünde bulundurularak TDA yönteminin diğer yöntemlere göre tespit başarımını daha çok iyileştirdiği belirtilmiştir. [40]'ta KICA algoritması kargaşa gidermek için uygulanmış ve başarılı bir şekilde kargaşayı giderdiği gösterilmiştir. [41]'de BÇA yönteminin YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılması önerilmiş ve BÇA yönteminin kargaşayı başarılı bir şekilde giderdiği gösterilmiştir ancak BÇA yönteminin başarımı ÇA yönteminin başarımından düşük bulunmuştur. YNR görüntülerini altuzaylara ayırarak kargaşa giderme yapan bu yöntemlerin tek dezavantajı hedefe ait bilgileri kargaşa ve gürültüden ayırt ederken hangi bileşenlerin hedefe ait bilgileri içerdiği bilgisinin kesin olarak bilinmemesidir.

## 2.2 Tekil Değer Ayrışımı (TDA - SVD)

TDA yöntemi gürültü giderme, veri sıkıştırma gibi çok sayıda işaret ve görüntü işleme uygulamalarında kullanılan matris ayrıştırma yöntemidir. TDA yöntemi genellikle veri matrisini işaret ve gürültü şeklinde altuzaylara ayırarak işaret-gürültü oranını arttırmak amacıyla kullanılmaktadır ve kargaşa gidermek için uygun bir yöntemdir. TDA yöntemiyle kargaşa giderme yapılırken B-tarama verisi  $M$  satır ve  $N$  sütundan oluşan matris olarak  $X_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, M$  ve  $j = 1, 2, \dots, N$ ) ifade edilir ve burada  $i$  derinliği,  $j$  ise anten konumunu göstermektedir.  $X$  matrisinin TDA dönüşümü (2.1) ile ifade edilmektedir.

$$X = USV^T \quad (2.1)$$

Bu ifadede  $U$  ( $M \times M$ ) ve  $V$  ( $N \times N$ ) birimcil matrislerdir,  $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N)$  ve  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_N \geq 0$  özelliğini sağlar.  $U$  ve  $V$  matrislerinin sütunları sırasıyla  $XX^T$  ve  $X^T X$  ifadelerinin özvektörleridir. Ayrıca  $U$  ve  $V$  matrislerinin her bir sütunu sırasıyla sol ve sağ tekil vektörler,  $S$  matrisinin köşegen elemanları ise  $X$  matrisinin tekil değerleri olarak adlandırılır. Açık bir ifadeyle,  $X$  matrisi TDA yöntemi kullanılarak (2.2, 2.3, 2.4) ile ifade edilmektedir.

$$X = \sigma_1 \begin{pmatrix} \vdots \\ u_1 \\ \vdots \end{pmatrix} (\dots v_1^T \dots) + \sigma_2 \begin{pmatrix} \vdots \\ u_2 \\ \vdots \end{pmatrix} (\dots v_2^T \dots) + \dots + \sigma_N \begin{pmatrix} \vdots \\ u_N \\ \vdots \end{pmatrix} (\dots v_N^T \dots) \quad (2.2)$$

$$X = \sum_{i=1}^N \sigma_i u_i v_i^T \quad (2.3)$$

$$X = M_1 + M_2 + \dots + M_N \quad (2.4)$$

$X$  matrisi  $N$  tane altuzaya ayrılmıştır.  $M_i$  matrisleri  $X$  matrisinin  $i$ . öz görüntüsü olarak adlandırılır ve  $X$  ile aynı boyuttadır.

B-tarama görüntüsü bu aşamadan sonra öz görüntüler kullanılarak hedef, kargaşa ve gürültü şeklinde bileşenlere ayrılmaktadır fakat hedef, kargaşa ve gürültüyü ifade ederken hangi öz görüntülerin kullanılacağı kesin olarak bilinmemektedir. Bu doğrultuda yapılan bazı çalışmalar vardır. [29]'da TDA yöntemiyle kargaşa giderme yapılırken iki farklı yaklaşım önerilmiştir.

Birinci yaklaşımda öncelikle B-tarama görüntüsüne OÇ yöntemi uygulanarak kargaşanın etkisi azaltılmıştır ve daha sonra B-tarama görüntüsü TDA yöntemiyle öz

görüntülere ayrılmıştır. Hedefe ait bilgiler eşikleme işlemi uygulanarak kargaşadan ayrılmıştır. Bu yöntemin başarısı en iyi eşik değerinin bulunmasına bağlıdır.

İkinci yaklaşımda ise ham B-tarama görüntüsüne TDA yöntemi uygulanmıştır ve ilk öz görüntünün kargaşa olduğu kabul edilmiştir, hedef bilgisi ise iki farklı yöntemle elde edilmiştir. Birinci yöntemde hedef bilgisi, ilk öz görüntü dışındaki tüm öz görüntüler kullanılarak elde edilmiştir. Bu yöntemle sadece antenler arası kuplaj ve yer yüzeyinden geri gelen yansıma giderilir, elde edilen hedef bilgisi gürültüdür ve istenmeyen cisimler ve toprağın homojen olmayan yapısından kaynaklanan kargaşa giderilememiştir. İkinci yöntemde ise ikinci öz görüntünün hedef bilgisini içerdiği kabul edilmiştir. Bu varsayım tek hedefin olduğu B-tarama görüntülerinde başarılı sonuç verirken birden fazla hedefin olduğu B-tarama görüntülerinde başarılı değildir çünkü birden fazla hedefin olduğu B-tarama görüntülerinde hedef bilgisi ikinci öz görüntüden sonraki öz görüntülere dağılmaktadır.

Bir başka çalışmada [30] hedef bilgisinin çıkarımında gerekli olan bileşen sayısının belirlenmesi için Minimum Description Length (MDL) yönteminin kullanılması önerilmiştir. Önerilen yöntem, [29]'da hedef bilgisinin elde edilmesi için önerilen birinci öz görüntü dışındaki tüm öz görüntülerin hedef bilgisini içerdiği ve sadece ikinci öz görüntünün hedef bilgisini içerdiği varsayımlarını kullanan yöntemlere üstünlük sağladığı gösterilmiştir.

Hedef bilgisinin elde edilmesi için [31]'de Fuzzy C-Means (FCM) yönteminin kullanılması önerilmiştir. Önerilen yöntemde öncelikle birinci bileşen dışındaki tüm bileşenlerin hedef sınıfına olan aitlikleri hesaplanmıştır, ikinci aşamada birinci bileşen dışındaki tüm bileşenler hedef sınıfına olan aitlikleriyle çarpılarak toplanmıştır. Önerilen yöntem [29]'da önerilen ikinci yaklaşım içerisinde yer alan iki farklı yöntemle karşılaştırılmıştır ve her iki yöntemden daha yüksek başarımler elde edildiği belirtilmiştir.

Önerilen yöntemlerden bazıları diğerlerine üstünlük sağlasa da elde edilen sonuçlar birbirine yakındır ve istenilen seviyede olmadığından hedef bilgisini elde ederken hangi bileşenlerin nasıl kullanılacağı konusu aktif araştırma alanlarındandır.

Bu çalışmada TDA yöntemi kullanılarak kargaşa giderme yapılırken birinci öz görüntü (2.5) kargaşa için kullanılacaktır. Hedef ise [29]'da önerildiği gibi ikinci öz görüntü

(2.6) kullanılarak ve birinci öz görüntü dışında tüm öz görüntüler (2.7) kullanılarak oluşturulacaktır. Kargaşa (2.5) ile hedef (2.6, 2.7) ile ifade edilmektedir.

$$X_{kargaşa} = \sigma_1 u_1 v_1^T \quad (2.5)$$

$$X_{hedef} = \sigma_2 u_2 v_2^T \quad (2.6)$$

$$X_{hedef} = \sum_{i=2}^N \sigma_i u_i v_i^T \quad (2.7)$$

### 2.3 Temel Bileşen Analizi (TBA - PCA)

TBA yöntemi bir çok işaret işleme, örüntü tanıma ve görüntü işleme uygulamalarında kullanılan bir yöntemdir. TBA genellikle boyut azaltma işlemi için kullanılmaktadır, görüntülerde boyut azaltarak gürültü giderme amacıyla kullanılmaktadır. TBA yöntemi veriyi birbiriyle ilintisiz bileşenlere ayırmaktadır ve YNR görüntülerini kargaşa, hedef ve gürültü şeklinde ayırmak için kullanılan kargaşa giderme yöntemlerindedir. B-tarama verisi  $M$  satır ve  $N$  sütundan oluşan matris olarak  $X_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, M$  ve  $j = 1, 2, \dots, N$ ) ifade edilsin ve burada  $i$  derinliği,  $j$  ise anten konumunu göstermektedir. TBA yöntemi B-tarama verisini  $N$  temel bileşen olarak (2.8) ile ifade etmektedir.

$$Y = A^T X \quad (2.8)$$

Burada  $X$  sıfır ortalamalı giriş matrisi,  $Y$  temel bileşenler olarak adlandırılan çıkış matrisi,  $A$  ise  $M \times N$  boyutunda dönüşüm matrisidir. Temel bileşenleri bulmak için  $A$  dönüşüm matrisi bulunmak zorundadır.  $A$  matrisinin hesaplanabilmesi için öncelikle ortalaması çıkarılmış ve normalize edilmiş  $X$  matrisinin ortak değışinti (kovaryans) matrisi  $C_x$  (2.9) ile hesaplanır.

$$C_x = \frac{1}{N} X X^T \quad (2.9)$$

Hesaplanan ortak değışinti matrisinin öz vektör ve öz değeri (2.10) formülüyle bulunur.

$$C_x \phi = \phi \Lambda \quad (2.10)$$

Burada  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$  ve  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$  öz değeri. Bulunan öz değeri ve bu özdeğeri karşı düşen öz vektörler azalan sıraya göre sıralanırlar ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ ).  $A$  dönüşüm matrisi sıralanan öz vektörler kullanılarak (2.11) bulunur.

$$A = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N] \quad (2.11)$$

$A$  dönüşüm matrisi hesaplandıktan sonra temel bileşen matrisi,  $S$ , (2.12) ile hesaplanabilir.  $S$  temel bileşen matrisinin hesaplanmasıyla B-tarama görüntüsü kargaşa ve hedef şeklinde alt bileşenlere ayrılabilir.

$$S = A^T X \quad (2.12)$$

Bu çalışmada ayırma işlemi yaparken TDA yönteminde kabul edilen varsayım kullanılarak kargaşa bileşeni (2.13) ile hedef ise (2.14) ve (2.15) ile iki farklı yaklaşımla ifade edilmektedir.

$$X_{kargaşa} = A_1^T S_1 \quad (2.13)$$

$$X_{hedef} = A_2^T S_2 \quad (2.14)$$

$$X_{hedef} = \sum_{i=2}^N A_i^T S_i \quad (2.15)$$

#### 2.4 Bağımsız Bileşen Analizi (BBA - ICA)

BBA yöntemi kör kaynak ayırma (blind source separation, BSS) problemi için kullanılan bir yöntemdir. BBA yöntemi veriyi istatistiksel bağımsız bileşenlere ayırmaktadır ve TBA yöntemi gibi veriyi birbiriyle ilintisiz bileşenlere ayıran yöntemlere üstünlük sağlamaktadır çünkü ilintisizlik veriyi ayırmak için yeterli bir özellik değildir. BBA yönteminde  $X$  gözlem verisinin doğrusal işlem sonucu ( $X = AS$ )  $S$  kaynak tarafından üretildiği varsayılır. Burada  $A$  karışım matrisi ve  $S$  kaynak matrisinin her ikisi de bilinmemektedir. BBA algoritmaları  $X$  gözlem verisinden  $S$  kaynak matrisi ve  $A$  karışım matrisini birkaç varsayım yaparak kestirmektedir. Kaynak matrisinin kestirimi (2.16) formülünde verilmiştir.

$$\hat{S} = WX \quad (2.16)$$

Burada  $W$ ,  $N \times M$  boyutunda ayırma matrisidir ve  $X$  gözlem matrisini mümkün olduğunca birbirinden bağımsız kaynağa ayırır.  $A$  karışım matrisi  $W$  ayırma matrisinin tersidir ( $A = W^{-1}$ ). BBA yöntemi kargaşa gidermek amacıyla YNR görüntülerine de uygulanmaktadır. Kargaşa giderme uygulamasında  $X$  gözlem matrisi B-tarama görüntüsüdür ve  $M$  satır,  $N$  sütundan oluşan matris olarak  $X_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, M$  ve  $j = 1, 2, \dots, N$ ) ifade edilir, burada  $i$  derinliği,  $j$  ise anten konumunu göstermektedir.



Bu çalışmada ayırım matrisi  $W$  ve karışım matrisi  $A$  FASTICA [44] ve JADE [45] algoritmaları kullanılarak hesaplanmaktadır. TDA ve TBA yöntemlerinde olduğu gibi BBA yönteminde de hangi bileşenlerin kullanılarak kargaşa ve hedef bilgisine ulaşılabacağı tam olarak bilinmemektedir. [38–40] yayınlarında bileşen seçimi için Non-Homogeneous Detector (NHD) yöntemi uygulanmıştır fakat sonuçlar tatmin edici olmadığından dolayı bu çalışmada bileşen seçimi için TDA ve TBA yöntemlerinde uygulanan varsayım kullanılacaktır. FASTICA ve JADE algoritmaları kullanılarak  $W$  ayırım matrisi ve  $A$  karışım matrisi hesaplandıktan sonra kargaşa (2.17) ile hedef ise iki farklı yaklaşım kullanılarak (2.18) ve (2.19) ile ifade edilmektedir.

$$X_{kargaşa} = A_1 S_1 \quad (2.17)$$

$$X_{hedef} = A_2 S_2 \quad (2.18)$$

$$X_{hedef} = \sum_{i=2}^N A_i S_i \quad (2.19)$$



### 3. MORFOLOJİK BİLEŞEN ANALİZİ

Morfolojik Bileşen Analizi (MBA, Morphological Component Analysis (MCA)) görüntü ayrıştırma yöntemidir ve ilk olarak doku ve resim bileşenlerinin iç içe olduğu görüntüleri doku bileşeni ve resim bileşeni olarak ayrıştırmak için önerilmiştir [47, 48]. MBA yöntemi tek boyutlu örtüşmüş sinyallerin ayrıştırılması için de kullanılmaktadır [49]. MBA yöntemi ilk olarak görüntü ayrıştırma yöntemi olarak önerilse de zamanla farklı versiyonları önerilmiştir ve farklı problemlerin çözümü için kullanılmıştır. MBA yöntemi içboyaama işlemi için kullanılarak görüntüdeki eksik pikseller tamamlanmıştır [50]. MBA yönteminin aynı anda hem iç boyaama hem de görüntü ayrıştırma işlemini yapabileceği [51]'de gösterilmiştir. MBA yöntemi genişletilerek çok kanallı verilerde kör kaynak ayrışım probleminin çözümü için önce Çok-kanallı MBA (ÇMBA, Multichannel MCA (MMCA)) [50, 52] daha sonra Genelleştirilmiş MBA (GMBA, Generalized MCA (GMCA)) [49, 53] yöntemleri önerilmiştir. ÇMBA ve GMBA yöntemleri [54, 55]'te beynin elektriksel aktivitesini ölçen EEG işaretlerinde yapay gürültüyü gidermek ve kaynak ayrışımı yapmak için kullanılmıştır. MBA yöntemi farklı versiyonları dışında orijinal haliyle zamanla bir çok farklı uygulamada kullanılmaya devam etmiştir. [56]'da uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında, [57]'de mamografi görüntülerinde kitle tespiti için ön işlem olarak, [58]'de yüksek frekans yüzey dalga radarında gemi tespit performansını artırmak için, [59]'da hyperspectral görüntülerinin sınıflandırılmasında, [60]'da video görüntülerinde doku bileşenlerinin ayrıştırılması için MBA yöntemi kullanılmıştır. MBA yöntemi iteratif bir yöntemdir ve her iterasyonda eşikleme işlemi yapmaktadır. MBA yönteminin önerildiği [47, 48] yayınlarında doğrusal ve üstel olmak üzere iki farklı eşikleme stratejisi kullanılmıştır, daha sonra bu eşikleme stratejilerinin istenilen sonuca yakınsamada yavaş olduğu düşünülerek En Büyüklerin Ortalaması (EBO, Mean of Max (MOM)) adında adaptif bir eşikleme stratejisi önerilmiştir [61] ve diğer yöntemlerden daha hızlı bir şekilde istenilen sonuca yakınsadığı gösterilmiştir. MBA yöntemi genellikle sabit sözlükler ya da dönüşümlerle kullanılmıştır fakat sabit sözlük ya da dönüşümlerin kullanılan uygulamaya bağlı olarak değişen veri karakteristiklerini

tam olarak karşılayamadıklarından algoritmanın başarımını kısıtladığı düşünülmüştür ve MBA yöntemi içerisinde sözlük öğrenme işlemi yaparak başarımın artırılması amaçlanmıştır [62]. Önerilen yöntem Adaptif MBA yöntemi olarak adlandırılmıştır ve beklenildiği gibi MBA yönteminin başarımını arttırmıştır.

### 3.1 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemi

MBA yönteminin doku ve resim bileşenlerinin iç içe olduğu ve örtüştüğü görüntüleri ayrıştırmadaki başarısı **Şekil 3.1** ve **Şekil 3.2**'de gösterilmektedir [47, 48]. Her iki örnekte de resim bileşeni curvelet sözlüğü kullanılarak elde edilmiştir. Örnek-1'de doku bileşeni için global DCT sözlüğü kullanılırken Örnek-2'de lokal DCT sözlüğü kullanılmaktadır. MBA yönteminin başarılı bir şekilde ayrıştırma yapabilmesi için



(a) Örnek Görüntü

(b) Resim Bileşeni

(c) Doku Bileşeni

**Şekil 3.1:** MBA örnek-1



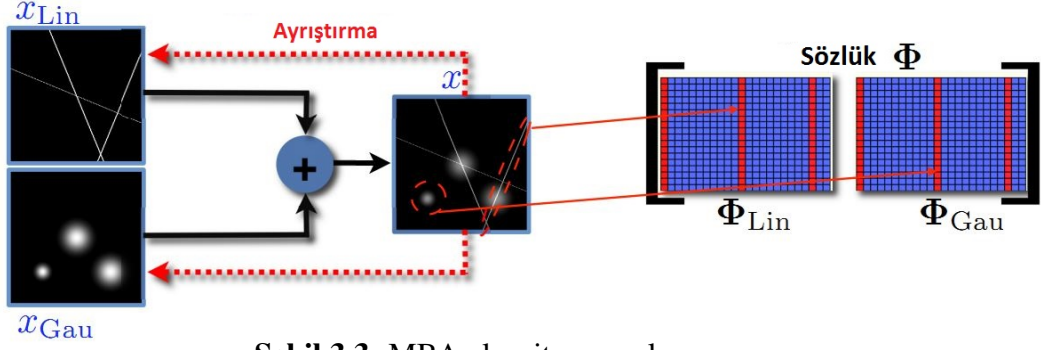
(a) Örnek Görüntü

(b) Resim Bileşeni

(c) Doku Bileşeni

**Şekil 3.2:** MBA örnek-2

görüntü içerisindeki ayrıştırılmak istenen bileşenlerin farklı karakteristik yapılarda olması gerekmektedir ve bu yapıları seyrek olarak ifade edebilecek sözlüklere ihtiyaç vardır. MBA algoritmasının farklı yapıdaki bileşenleri farklı sözlükler kullanılarak ayrıştırma işlemi yapması **Şekil 3.3**'te gösterilmektedir. Doğrusal çizgilerin ve gauss



Şekil 3.3: MBA algoritması çalışma yapısı

bileşenlerinin iç içe olduğu ve bazı bölgelerde örtüştüğü karışım görüntüsü doğrusal çizgi bileşeni ve gauss bileşeni şeklinde ayrıştırılmaktadır. Şekilde gösterildiği gibi bu ayrıştırma işlemi yapılırken ilgili bileşenleri seyrek olarak ifade eden sözlükler kullanılmaktadır. Burada hem ayrıştırılmak istenen bileşenler hem de kullanılan sözlükler farklı karakteristik özellikte olduklarından ayrıştırma işlemi başarılı bir şekilde yapılmıştır.

### 3.1.1 Teorik analiz

MBA yöntemi,  $X$  ile ifade edilen görüntünün  $K$  tane morfolojik bileşenin ( $x_k$ ) doğrusal süperpozisyonundan oluştuğu ve gürültüyle bozulduğunu varsaymaktadır (3.1).

$$X = \sum_{k=1}^K x_k + \varepsilon, \quad \sigma_{\varepsilon}^2 = \text{Var}[\varepsilon] < \infty \quad (3.1)$$

MBA algoritması  $K$  morfolojik bileşenden oluşan  $X$  görüntüsünü her bir bileşenin ( $x_k$ ) bir sözlükle ( $\phi_k$ ) seyrek olarak ifade edilebildiğini varsayarak  $K$  ayrı bileşene ayırmayı amaçlamaktadır (3.2).

$$x_k = \phi_k \alpha_k, \quad k = 1, \dots, K \quad (3.2)$$

Burada  $\alpha_k$  seyrek katsayı vektörüdür ve birkaç katsayısı dışında kalan katsayılar sıfırdır. MBA algoritmasının  $X$  görüntüsünü başarılı bir şekilde bileşenlerine ayırabilmesi için  $x_k$  bileşeni  $\phi_k$  sözlüğü ile seyrek olarak ifade edilirken bir başka sözlükle ( $\phi_{l, l \neq k}$ ) seyrek olarak ifade edilememesi gerekmektedir. Bu varsayım algoritmanın başarılı bir şekilde ayrıştırma yapmasında en önemli anahtar varsayımdır.

MBA yöntemi (3.3) ile ifade edilen optimizasyon problemini mümkün olan en seyrek çözümü bulacak şekilde çözmeyi amaçlar.

$$\{\alpha_1^{opt}, \dots, \alpha_K^{opt}\} = \arg \min_{\{\alpha_1, \dots, \alpha_K\}} \sum_{k=1}^K \|\alpha_k\|_0 \quad \text{öyle ki:} \quad X = \sum_{k=1}^K \phi_k \alpha_k \quad (3.3)$$

Burada ifade edilen optimizasyon problemini çözmek zordur ve problemin karmaşıklığı sözlüklerin sütun sayısı ile üstel olarak artmaktadır. Basis Pursuit (BP) [63] yönteminde  $l_0$  normu yerine  $l_1$  normunun kullanılması önerilmiştir ve bu problemin çözümü için bu yaklaşım kullanılarak problem çözülebilir bir formda (3.4) ile ifade edilir [48].

$$\{\alpha_1^{opt}, \dots, \alpha_K^{opt}\} = \arg \min_{\{\alpha_1, \dots, \alpha_K\}} \sum_{k=1}^K \|\alpha_k\|_1 \quad \text{öyle ki:} \quad X = \sum_{k=1}^K \phi_k \alpha_k \quad (3.4)$$

$X$  ile ifade edilen görüntünün tam olarak bileşenlerine ayrılması ve ayrıştırma işleminin başarılı olabilmesi için gürültü bileşeninin de probleme dahil edilmesi gerekmektedir, aksi takdirde MBA algoritması başarılı bir şekilde ayrıştırma yapamayacaktır. Gürültünün göz önünde bulundurularak probleme dahil edilmesiyle problem (3.5) denkleminde dönüşür [48].

$$\{\alpha_1^{opt}, \dots, \alpha_K^{opt}\} = \arg \min_{\{\alpha_1, \dots, \alpha_K\}} \sum_{k=1}^K \|\alpha_k\|_1 + \lambda \|X - \sum_{k=1}^K \phi_k \alpha_k\|_2^2 \quad (3.5)$$

Bu ifadede bilinmeyenler seyrek katsayı vektörleridir. Problemin çözümünün basitleştirilmesi için problemin bilinmeyenleri morfolojik bileşenler olarak değiştirilir ve problemin son hali (3.6)'da gösterilmektedir.

$$\{x_1^{opt}, \dots, x_K^{opt}\} = \arg \min_{\{x_1, \dots, x_K\}} \sum_{k=1}^K \|\phi_k^+ x_k\|_1 + \lambda \|X - \sum_{k=1}^K x_k\|_2^2 \quad (3.6)$$

Burada  $\phi_k^+$ ,  $\phi_k$  sözlüğünün Moore-Penrose sözde tersidir. Bu ifadeyle birlikte problemin bilinmeyenleri seyrek katsayı vektörleri yerine morfolojik bileşenler olmuştur. MBA algoritması (3.6) ile ifade edilen optimizasyon problemini Block Coordinate Relaxation (BCR) yöntemini kullanarak iteratif olarak ve her iterasyonda eşikleme işlemi yaparak çözmektedir.

### 3.2 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme

MBA yöntemi görüntü ayrıştırma işlemi için etkili bir yöntemdir ve önerildikten sonra birçok uygulamada kullanılmaya başlamıştır. YNR görüntüleri incelendiğinde hedefin ve kargaşanın farklı karakteristik yapıda olduğu belirlenmiştir ve uygun sözlükler kullanılarak MBA algoritmasının YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılabileceği düşünülmüştür ve ilk kez bu tezde MBA yöntemi kargaşa gidermek için YNR görüntülerine uygulanmıştır.

### 3.2.1 Önerilen yöntem

YNR görüntüleri ikinci bölümde anlatıldığı gibi kargaşa, hedef ve sistem gürültüsü olmak üzere üç farklı bileşenden oluşmaktadır. Sistem gürültüsü, kargaşa kadar büyük bir sorun oluşturmadığından YNR görüntülerinin kargaşa ve hedef olmak üzere iki bileşenden oluştuğu düşünülebilir. MBA algoritması her bir bileşenin bir sözlükle seyrek olarak ifade edilebildiğini varsaymaktadır. Bu varsayım altında kargaşa ve hedef bileşenleri sırasıyla (3.7) ve (3.8) denklemleriyle ifade edilmektedir.

$$x_{kargaşa} = x_k = \phi_k \alpha_k \quad (3.7)$$

$$x_{hedef} = x_h = \phi_h \alpha_h \quad (3.8)$$

Burada  $\phi_k$  kargaşa için  $\phi_h$  ise hedef için kullanılan sözlüklerdir.  $\alpha_k$  ve  $\alpha_h$  sırasıyla kargaşa ve hedefe ait seyrek katsayı vektörleridir. MBA algoritmasının YNR görüntülerinde başarılı bir şekilde kargaşa giderme yapabilmesi için kargaşa ve hedef için kullanılacak sözlükler kritik öneme sahiptir. Kargaşa bileşenini ifade etmek için kullanılan  $\phi_k$  sözlüğünün kargaşa bileşenini seyrek olarak ifade ederken hedef bileşenini seyrek olarak ifade etmemesi gerekmektedir. Aynı durum hedef bileşenini ifade etmek için kullanılan  $\phi_h$  sözlüğü için de geçerlidir.  $\phi_h$  sözlüğü de hedef bileşenini seyrek olarak ifade ederken kargaşa bileşenini seyrek olarak ifade etmemesi gerekmektedir ve algoritmanın başarımı bu varsayıma bağlıdır. (3.6) ile ifade edilen MBA denklemi kargaşa gidermek için düzenlenerek (3.9) denklemine dönüşmektedir.

$$\{x_k^{opt}, x_h^{opt}\} = \arg \min_{\{x_k, x_h\}} \|\phi_k^+ x_k\|_1 + \|\phi_h^+ x_h\|_1 + \lambda \|X - x_k - x_h\|_2^2 \quad (3.9)$$

Tanımlanan optimizasyon problemi kargaşa gidermek için kullanılan MBA algoritması tarafından çözülmektedir. YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılan MBA algoritması **Çizelge 3.1**'de verilmektedir.

### 3.3 Sözlük Seçimi

Seyrek işaret işleme alanı içerisinde yer alan algoritmaların başarımı seçilen sözlüklere bağlıdır, MBA yönteminin başarımı da farklı bileşenleri birbirinden ayırmak için kullanılan sözlüklere bağlıdır. Bugüne kadar seyrek işaret işleme alanı içerisinde sözlük oluşturmak için farklı yaklaşımlar kullanılmıştır. Bu yaklaşımları analitik tabanlı ve öğrenme tabanlı sözlükler şeklinde iki başlık altında toplamak

**Çizelge 3.1:** MBA algoritması

---

**Algoritma:** MBA Yöntemiyle YNR Görüntülerinde Kargaşa Giderme

---

**Amaç:** (3.9) formülünü çözerek kargaşa giderme

**Parametreler:**

$X$  : YNR görüntüsü

$\phi_k$  ve  $\phi_h$  : sırasıyla kargaşa ve hedef sözlükleri

$N_{iter}$  : iterasyon sayısı

$\lambda_{min}$  : minimum eşik değeri

**Başlangıç:**

Başlangıç çözümü:  $x_k^{(0)} = x_h^{(0)} = 0$ .

Başlangıç kalanı:  $r^{(0)} = X$

Başlangıç eşik değeri:  $m^* = \max_m \|\phi_m^+ X\|_\infty$  için  $\lambda^{(0)} = \max_{m \neq m^*} \|\phi_m^+ X\|_\infty$

**Ana iterasyon:**

1.  $N_{iter}$  defa uygula

- Kalanı hesapla,  $r = X - x_k - x_h$

**Kısım A:** Kargaşa görüntüsünü ( $x_k$ ) güncelle

hedef görüntüsünün ( $x_h$ ) değişmediğini kabul et.

- Kargaşa katsayılarını hesapla,  $\alpha_k = \phi_k^+(x_k + r)$

- Kargaşa katsayılarının eşiklenerek güncellenmesi,  $\hat{\alpha}_k$

- Kargaşa görüntüsünün eşiklenen katsayılar ile yeniden oluşturulması,  $x_k = \phi_k \hat{\alpha}_k$

**Kısım B:** Hedef görüntüsünü ( $x_h$ ) güncelle

kargaşa görüntüsünün ( $x_k$ ) değişmediğini kabul et.

- Hedef katsayılarını hesapla,  $\alpha_h = \phi_h^+(x_h + r)$

- Hedef katsayılarının eşiklenerek güncellenmesi,  $\hat{\alpha}_h$

- Hedef görüntüsünün eşiklenen katsayılar ile yeniden oluşturulması,  $x_h = \phi_h \hat{\alpha}_h$

2. Eşik değerinin güncellenmesi,  $\lambda$

3. Eğer  $\lambda \leq \lambda_{min}$ , ise dur.

**Çıktı:**  $x_k$  ve  $x_h$  : sırasıyla kargaşa ve hedef görüntüleri

---

mümkündür. Analitik tabanlı sözlükler analitik fonksiyonların kullanılmasıyla oluşturulan sözlüklerdir. Bu yaklaşım içerisinde görüntülerdeki doku bileşenlerini ifade etmek için kullanılan Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD, Discrete Cosine Transform (DCT)), Ayrık Sinüs Dönüşümü (ASD, Discrete Sine Transform (DST)), Gabor Dönüşümü (GD), bruslets; izotropik yapıları ifade etmek için kullanılan dalgacık dönüşümü (wavelet); doğrusal bileşenleri ifade etmek için kullanılan ridgelet ve curvelet dönüşümleri yer almaktadır. Analitik sözlüklerin görüntüdeki bileşenleri ifade etmek için sınırlı yeteneği vardır ve analitik sözlüklerle ifade edilemeyen yapılar için bu yapıları ifade edebilen sözlüklere ihtiyaç duyulmuştur ve öğrenme tabanlı sözlükler önerilmiştir. Öğrenme tabanlı sözlükler öğrenilmiş sözlükler olarak da adlandırılmaktadır. Öğrenilmiş sözlükler kullanılacağı alana ait eğitim seti içerisinde yer alan görüntülerden çıkarılan yama olarak adlandırılan küçük görüntü



parçalarının K-SVD [64] gibi sözlük öğrenme algoritmasında işlenmesi sonucu oluşturulmaktadır. Öğrenilmiş sözlük kullanılarak çalıştırılan seyrek işaret işleme algoritmaları analitik sözlük kullanılarak çalıştırılan algoritmalara üstünlük sağlamıştır [65] çünkü öğrenilmiş sözlükler kullanılacağı alana adapte olmuştur ve analitik sözlüklerle ifade edilemeyecek yapıdaki bileşenleri öğrenme adımı sayesinde rahatça ifade edebilmektedirler.

Seyrek işaret işleme içerisinde yer alan algoritmalarda genellikle bir tane sözlük kullanılmaktadır fakat MBA algoritmasında her bir bileşen için farklı sözlük kullanılmaktadır. Bu durum algoritmanın başarımı için bazı şartların sağlanmasını gerektirmektedir. MBA yönteminin başarımı için sözlükler mümkün olduğunca birbirine benzemeyen atomlar içermelidirler ve her bir sözlük sadece ilgili bileşeni seyrek olarak ifade ederken diğer bileşenleri seyrek olarak ifade etmemelidir. MBA yönteminin başarımı için kullanılacak sözlükler bu iki şartı mutlaka sağlamalıdır.

MBA yöntemiyle kargaşa gidermek için YNR görüntülerinin kargaşa ve hedef olarak iki bileşenden oluştuğu kabul edildiğinden iki farklı sözlük gerekmektedir. Öncelikle ulaşması ve elde etmesi rahat olduğu için analitik sözlükler kullanılmıştır. YNR görüntüleri incelendiğinde kargaşa bileşeninin doğrusal yapılardan oluştuğu hedef bileşeninin ise izotropik yapılardan oluştuğu görülmüştür. Kargaşa bileşeni için doğrusal yapıları seyrek olarak ifade ettiğinden dolayı Curvelet dönüşümü [66], hedef bileşeni için ise izotropik nesnelere seyrek olarak ifade edebilen dalgacık dönüşümlerinden UDWT (Undecimated Discrete Wavelet Transform) kullanılmaktadır.

### 3.4 Eşikleme Yöntemleri

MBA algoritması iteratif bir yöntemdir ve her iterasyonda görüntüdeki bileşenleri sözlükle ifade ederken kullanılan seyreklik katsayılarına eşikleme işlemi uygulamaktadır. MBA algoritmasında keskin (hard) ve yumuşak (soft) olmak üzere iki farklı eşikleme uygulanabilmektedir ve MBA algoritmasında keskin eşikleme yöntemi genellikle daha iyi sonuç vermektedir [48]. Bu tez çalışmasında daha iyi sonuç verdiği için keskin eşikleme yöntemi kullanılmaktadır ve  $\alpha_m$ ,  $m$  bileşenine ait katsayı vektörü ve  $\lambda_k$ ,  $k$  iterasyonu için belirlenen eşik değeri olmak üzere keskin eşikleme yöntemi (3.10) ifadesiyle tanımlanmaktadır. Eşikleme işlemi (3.11) ifadesinde verilmektedir

ve eşikleme işlemi sonucu güncellenen katsayılar  $\hat{\alpha}_m$  ile gösterilmektedir. Tanımlanan keskin eşikleme yöntemine göre eşik değerinden büyük katsayılar aynı değerlerinde kalırken eşik değerinden küçük katsayılar sıfır yapılmaktadır.

$$\mathcal{E}[\alpha_m] = \begin{cases} 1, & |\alpha_m| \geq \lambda_k \\ 0, & |\alpha_m| \leq \lambda_k \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\hat{\alpha}_m = \alpha_m \cdot \mathcal{E}[\alpha_m] \quad (3.11)$$

MBA algoritmasının başlaması için başlangıç (maksimum) eşik değerinin hesaplanması gerekmektedir. Başlangıç ya da maksimum eşik değeri **Çizelge 3.1**'de belirtilmiştir fakat daha ayrıntılı incelemek için (3.12) denkleminde tekrar gösterilmektedir.

$$m^* = \max_m \|\phi_m^+ X\|_\infty \quad \text{için:} \quad \lambda^{(0)} = \lambda_{max} = \max_{m \neq m^*} \|\phi_m^+ X\|_\infty \quad (3.12)$$

Bu ifadeye göre görüntü kaç bileşene ayrıştırılmak isteniyorsa her bileşen için ilgili sözlük kullanılarak maksimum katsayı belirlenecek ve başlangıç eşik değeri her bileşen için belirlenen maksimum katsayılar içinden en büyük olana değil ikinci büyük katsayıya eşit olacaktır. Başlangıç eşik değeri her iterasyon sonunda güncellenerek azalmaktadır ve eşik değerinin güncellenebilmesi için minimum eşik değeri ve eşik değerinin azalma miktarı belirlenmelidir. Minimum eşik değeri kullanılan görüntünün gürültülü olup olmamasına göre (3.13) denkleminde belirtildiği gibi iki farklı şekilde hesaplanmaktadır.

$$\lambda_{min} = \begin{cases} 0, & \text{gürültüsüz durum} \\ \tau \cdot \sigma, & \text{gürültülü durum} \end{cases} \quad (3.13)$$

Burada  $\tau$  sabit katsayıdır ve genellikle 3 ve 4 arasında değer almaktadır. Bu çalışmada  $\tau$  değeri 3 alınmıştır.  $\sigma$  ise gürültünün standart sapma değeridir.

Eşik değerinin azalma miktarı farklı stratejiler kullanılarak hesaplanabilmektedir. MBA algoritmasıyla birlikte doğrusal ve üstel olmak üzere iki farklı eşik azalma miktarını hesaplayan strateji önerilmiştir. doğrusal eşik azalma miktarı,  $N_{iter}$  toplam iterasyon sayısı olmak üzere (3.14) denkleminde gösterilmektedir.

$$\delta = \frac{\lambda_{max} - \lambda_{min}}{N_{iter} - 1} \quad (3.14)$$

$$\lambda' = \lambda - \delta \quad (3.15)$$

Doğrusal eşikleme stratejisinde belirlenen eşik değeri her iterasyon sonunda doğrusal olarak azalmaktadır ve son iterasyonda ya sıfıra ya da belirlenen minimum eşik

değerine eşit olur. Doğrusal eşikleme stratejisi için her iterasyonda kullanılan güncelleme işlemi (3.15) ifadesinde verilmektedir. Üstel eşikleme stratejisindeki eşik azalma miktarı (3.16) ifadesinde tanımlanmaktadır.

$$\delta = \left( \frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} \right)^{\left( \frac{1}{1-N_{iter}} \right)} \quad (3.16)$$

$$\lambda' = \lambda \cdot \delta \quad (3.17)$$

Üstel eşikleme stratejisinde belirlenen eşik değeri her iterasyon sonunda üstel olarak azalmaktadır ve doğrusal eşikleme stratejisinde olduğu gibi son iterasyonda sıfır ya da belirlenen minimum eşik değerine eşit olur. Üstel eşikleme stratejisi için güncelleme işlemi (3.17) denkleminde belirtilmektedir.



## 4. DENEYSEL SONUÇLAR

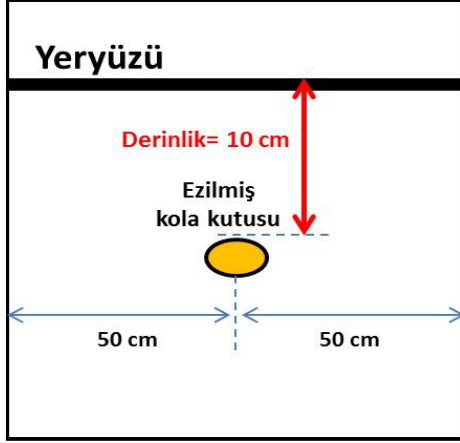
Bu bölümde Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılması önerilen Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) yöntemi ve literatürde YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için yaygın olarak kullanılan ve ikinci bölümde anlatılan Tekil Değer Ayrışımı (TDA), Temel Bileşen Analizi (TBA) ve Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) yöntemleri gerçek YNR görüntülerine uygulanarak başarımları karşılaştırılacaktır. Yöntemlerin karşılaştırılmasında hedefe ait kesin referans olmadığından işaret - gürültü oranı gibi sayısal veriler kullanılamamıştır. Bu sebepten dolayı yöntemler, kargaşa giderme yapıldıktan sonra elde edilen hedefe ait B-tarama görüntülerinin görsel olarak incelenmesi sonucu karşılaştırılmıştır. BBA yönteminin YNR görüntülerine uygulanması için FASTICA ve JADE algoritmaları kullanılmıştır.

### 4.1 YNR Görüntülerinin Elde Edildiği Sistem ve Senaryo Bilgileri

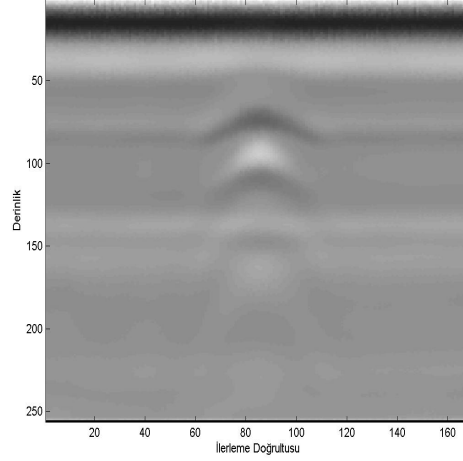
Bu bölümde kullanılan Senaryo-1 adındaki B-tarama görüntüsü ile ilgili ayrıntılı bilgiler [67] yayınında yer almaktadır. Senaryo-2, Senaryo-3 ve Senaryo-4 Vrije Universiteit Brussel (VUB) tarafından paylaşılan, YNR sistemi kullanılarak elde edilen B-tarama görüntülerinden oluşmaktadır [68]. Verilerin elde edildiği YNR sistemi darbe radarı kullanmaktadır. Darbe genişliği 1 ns, örnekleme aralığı 25 ps ve bir A-tarama 512 örnekten oluşmaktadır.

#### 4.1.1 Senaryo-1

Senaryo-1 kum dolu test havuzunda gerçekleştirilmiştir ve test havuzunun yüzeyi tarama öncesi düzeltilmiştir. Tarama işlemi antenler yüzeyin 5 cm yukarısında tutularak gerçekleştirilmiştir ve bu senaryoda tek bir cisim kullanılmıştır. Kullanılan cisim; üzerine basılarak ezilmiş, metal içeriği yoğun kola kutusudur ve 10 cm derinliğe gömülmüştür. **Çizelge 4.1**'de ezilmiş kola kutusunun boyutları hakkında detaylı bilgi mevcuttur. Tarama işlemi 1 m uzunluğundaki bir alanda gerçekleştirilmiştir ve



(a) Senaryo-1



(b) Senaryo-1 ham B-tarama

**Şekil 4.1:** Senaryo-1 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü

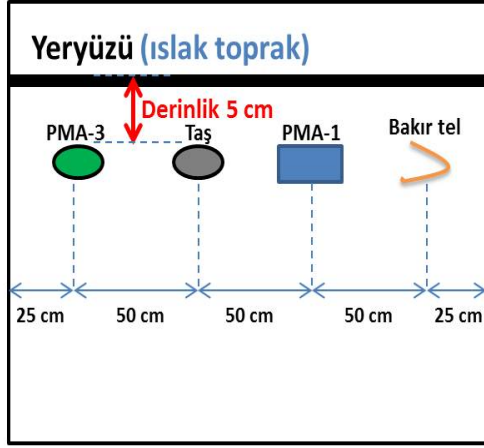
**Çizelge 4.1:** Test için kullanılan cisimler ve boyutları

Cisim	Boyut
Ezilmiş kola kutusu	Yükseklik = 2 cm, Çap = 6 cm
PMA-1	14x7x3 cm
PMA-3	Yükseklik = 5 cm, Çap = 10 cm
Taş	6x7x10 cm
Bakır tel	Uzunluk = 30 cm, Genişlik 2x0.5 cm
Boş mermi kovani	Uzunluk = 7 cm

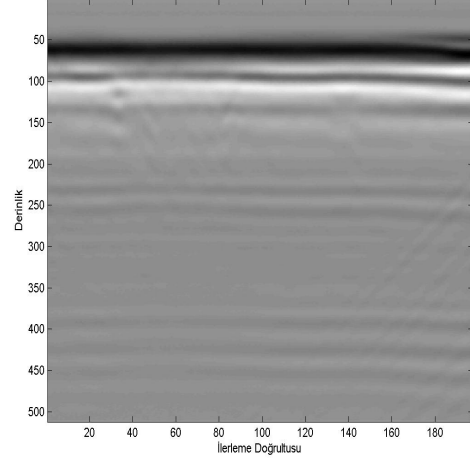
Şekil 4.1a'da gösterildiği gibi ezilmiş kola kutusu bu alanın ortasına gömülmüştür ve cismin merkez noktasının üzerinden yatay olarak gerçekleştirilen tarama sonucu elde edilen B-tarama görüntüsü Şekil 4.1b'de gösterilmektedir. B-tarama verilerinde y-ekseni derinliği, x-ekseni ise ilerleme doğrultusunu ifade etmektedir ve tarama yapılan uzunluğun toplam alınan A-tarama sayısına bölünmesi sonucu x-ekseninde yazan değerlerin kaç cm'ye karşı düştüğü bulunabilir. YNR sisteminin ne kadar derine nüfuz ettiği tam olarak bilinemediğinden y-ekseninde yazan değerler birimsizdir ve A-tarama uzunluğunu göstermektedir.

#### 4.1.2 Senaryo-2

Senaryo-2, içerisinde küçük taşların olduğu kil toprakla dolu test havuzunda gerçekleştirilmiştir. Test havuzuna Şekil 4.2a'da gösterildiği gibi dört farklı cisim gömülmüştür. Bu cisimler PMA-3 plastik mayını, PMA-1 plastik mayını, taş ve



(a) Senaryo-2



(b) Senaryo-2 ham B-tarama

**Şekil 4.2:** Senaryo-2 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü



(a) PMA-1

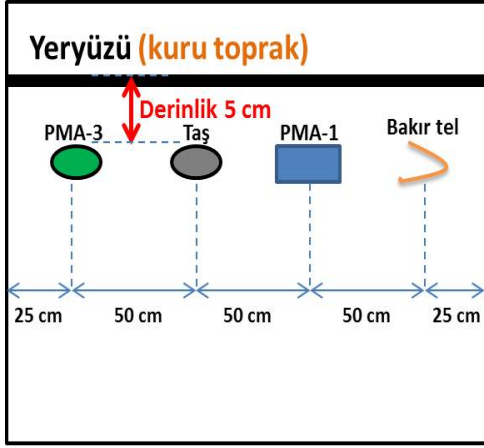


(b) PMA-3

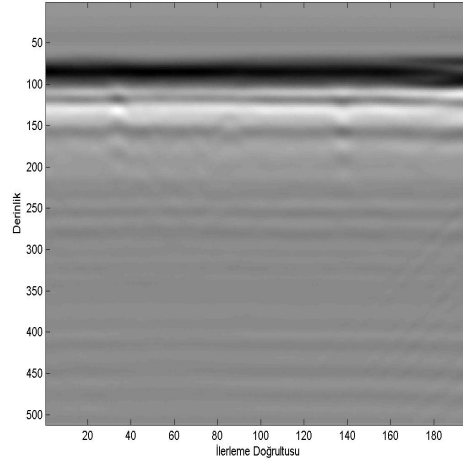
**Şekil 4.3:** Test için kullanılan plastik mayınlar

bakır tel'dir. Cisimlerin boyutları hakkında detaylı bilgi **Çizelge 4.1**'de yer almaktadır. PMA-1 ve PMA-3 plastik mayınları **Şekil 4.3**'te gösterilmektedir. PMA-1 ve PMA-3 mayınlarının içi RTV (Room Temperature Vulcanizing Silicone) maddesiyle doludur. PMA-1'de 2 küçük metalik iğne vardır ve bir tanesi cismin alt kısmındadır. PMA-3 mayınında ise bir tane küçük metalik iğne vardır. Bakır tel U şeklinde gömülmüştür.

Test havuzunun yüzeyi tarama yapılmadan önce kısmen düzeltilse de yine de yüzeyin en yüksek ve en alçak noktaları arasında 10 cm yüksekliğinde düzensizlikler mevcuttur. Anten başlığı yüzeyin en yüksek noktasının 5 cm yukarısında tutularak tarama işlemi gerçekleştirilmiştir. Cisimlerin hepsi 5 cm derinliğe gömülmüştür. Cisimlerin gömülmesinden sonra test havuzu ıslatılmıştır. **Şekil 4.2b**'de cisimlerin tam merkez noktalarının üzerinden yatay olarak gerçekleştirilen tarama sonucu elde edilen ham B-tarama verisi gösterilmektedir.



(a) Senaryo-3



(b) Senaryo-3 ham B-tarama

**Şekil 4.4:** Senaryo-3 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü

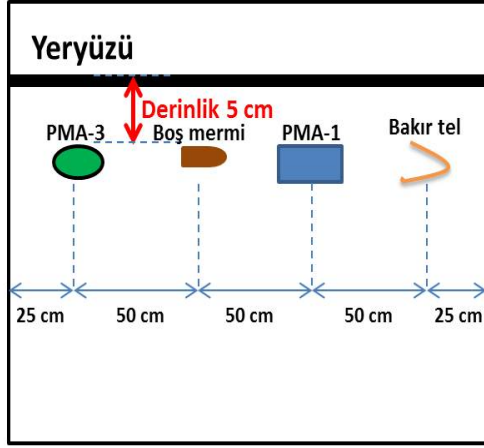
#### 4.1.3 Senaryo-3

Senaryo-3, Senaryo-2 olarak adlandırılan testin devamıdır. Senaryo-2’de cisimler tanımlanan derinlik ve konumlara gömüldükten sonra içerisinde küçük taşların olduğu killi toprak ıslatılmıştı. Senaryo-3 için gömülü cisimlerde herhangi bir değişiklik yapılmadan toprağın kuruması beklenmiştir. Senaryo-3, toprağın ıslatılmasından 23 gün sonra aynı testin tekrarlanmasından oluşmaktadır. Toprak kurumuştur fakat hala nemlidir. Mayınların ve taşın olduğu konumların yüzeylerinde çatlaklar oluşmuştur ve bu konumlar diğer konumlara göre daha kurudur. **Şekil 4.4**’te Senaryo-3 ve cisimlerin tam merkez noktalarının üzerinden yatay olarak gerçekleştirilen tarama sonucu elde edilen ham B-tarama verisi gösterilmektedir.

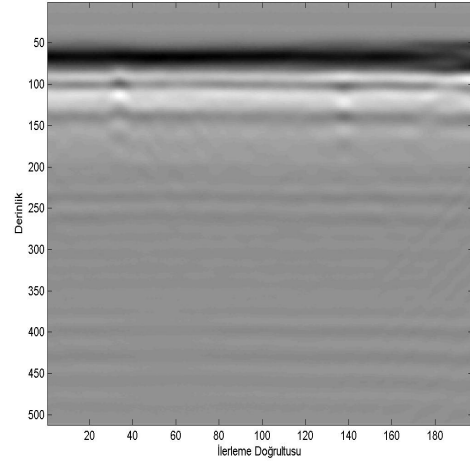
#### 4.1.4 Senaryo-4

Senaryo-4, içerisinde küçük taşları barındıran kuru ve sert killi toprakta gerçekleştirilmiştir. Yeryüzü test öncesi düzleştirilmemiştir ve yeryüzünde en alçak ve en yüksek noktalar arası 20 cm’yi bulan düzensizlikler mevcuttur. Antenler yeryüzüne çok yakın bir noktada yeryüzünün en yüksek noktasının 0.5 cm yukarısında konumlandırılmıştır. Senaryo-2 ve Senaryo-3’te kullanılan cisimlerden PMA-1 ve PMA-3 plastik anti-personel mayınlarıyla birlikte bakır tel bu senaryoda da kullanılmıştır. Senaryo-2 ve Senaryo-3’te taşın olduğu konuma bu senaryoda 7 cm uzunluğunda boş mermi kovanı gömülmüştür. Tüm cisimler 5 cm derinliğe gömülmüştür. Senaryo-4 ve bu senaryoya ait cisimlerin tam merkez noktalarının





(a) Senaryo-4



(b) Senaryo-4 ham B-tarama

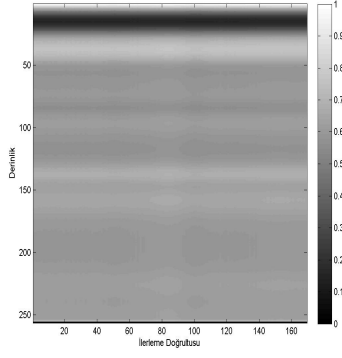
**Şekil 4.5:** Senaryo-4 ve bu senaryoya ait B-tarama görüntüsü

üzerinden yatay olarak gerçekleştirilen tarama sonucu elde edilen ham B-tarama görüntüsü **Şekil 4.5'**te sunulmaktadır.

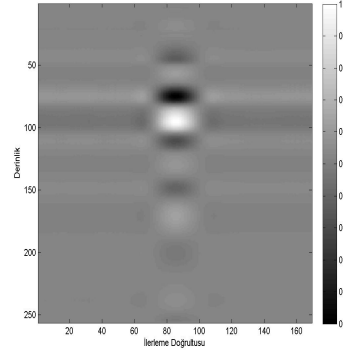
#### 4.2 Tekil Değer Ayrışımı (TDA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları

TDA yöntemi ikinci bölümde anlatıldığı gibi ham B-tarama görüntülerine kargaşa gidermek amacıyla uygulanmıştır. **Şekil 4.6'**da Senaryo-1 ve Senaryo-2 B-tarama verisine TDA yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen kargaşa bileşenleri ve hedef bileşenleri gösterilmektedir. Hedef bileşeni elde edilirken sadece ikinci öz görüntü kullanılmıştır. Senaryo-1 için hedef bileşeni elde edilmiştir fakat **Şekil 4.6d** incelendiğinde Senaryo-2 için hedef bilgisinin elde edilemediği görülmektedir. Hedef bilgisinin elde edilememesinin sebebi birden fazla hedefin olduğu B-tarama görüntülerinde hedef bilgisinin ikinci öz görüntü dışındaki öz görüntülere dağılmasıdır.

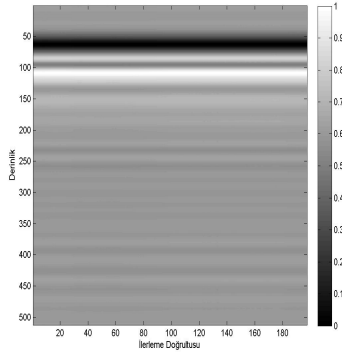
Birden fazla hedefin olduğu Senaryo-2'de hedef bilgisine ulaşabilmek için **Şekil 4.7a'**da ikinci ve üçüncü öz görüntüler, **Şekil 4.7b'**de ikinci, üçüncü ve dördüncü öz görüntüler, **Şekil 4.7c'**de ikinci, üçüncü, dördüncü ve beşinci öz görüntüler, **Şekil 4.7d'**de kargaşayı ifade etmek için kullanılan birinci öz görüntü dışında tüm öz görüntüler kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde birden fazla hedefin olduğu B-tarama görüntülerinde hedef bilgisinin ikinci öz görüntüden sonraki öz görüntülere dağıldığı açıkça görülmektedir. Hedef bilgisine tam olarak ulaşabilmek için ikinci öz görüntü ile birlikte diğer öz görüntülerde kullanılmalıdır fakat kaç



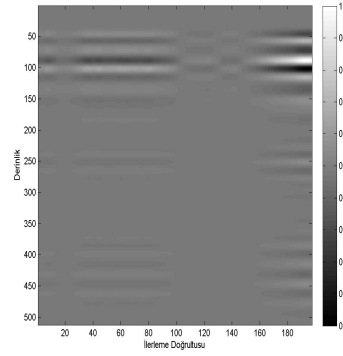
(a) Senaryo-1 kargaşa



(b) Senaryo-1 hedef (2. öz görüntü)



(c) Senaryo-2 kargaşa

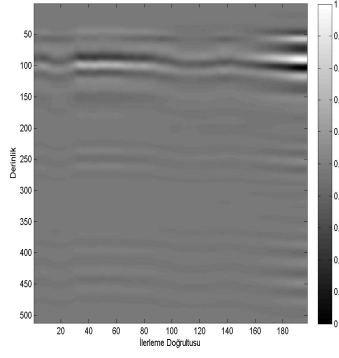


(d) Senaryo-2 hedef (2. öz görüntü)

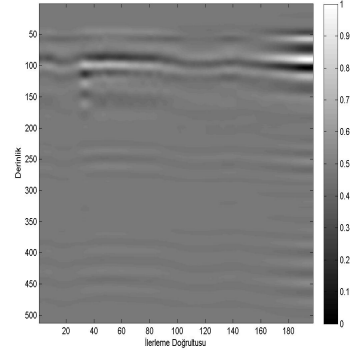
**Şekil 4.6:** Senaryo-1 ve Senaryo-2 TDA sonuçları

tane öz görüntünün gerekli olduğu tam olarak bilinmemektedir ve deneme sonucu belirlenebilecek bir sayı da başka bir senaryo için geçerli olmayacaktır. Bu sebeplerden ve YNR sistemlerinde sistem gürültüsünün kargaşa kadar sorun oluşturmadığından dolayı hedef bilgisini elde etmek için birinci öz görüntü dışındaki tüm öz görüntülerin kullanılmasına karar verilmiştir. Bu yaklaşım diğer senaryolar ve diğer yöntemlerde de kullanılacaktır.

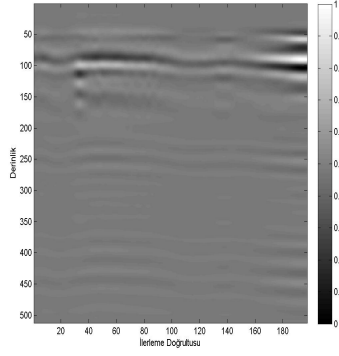
**Şekil 4.8**'de tüm senaryolar için TDA yöntemi kullanılarak elde edilen kargaşa giderme sonuçları gösterilmektedir. Hedef bileşenleri ilk öz görüntü dışında tüm öz görüntüler kullanılarak elde edilmiştir. TDA yöntemiyle kargaşa giderme yapıldıktan sonra elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde kolay bir senaryo olan Senaryo-1'de hedef bilgisine sonuçlar biraz gürültülü olsa da ulaşılmıştır. Senaryo-2 ve Senaryo-3 arasında sadece toprağın durumu farklıdır (ıslak-kuru) fakat Senaryo-3 için elde edilen sonucun daha iyi olduğu görülmektedir. Senaryo-2'de toprağın ıslatılmış olması başarıyı fazlasıyla düşürmüştür, Senaryo-2 için elde edilen sonuçlarda hem kargaşa beklenildiği gibi giderilememiştir hem de hedefe ait bilgiler belirgin değildir.



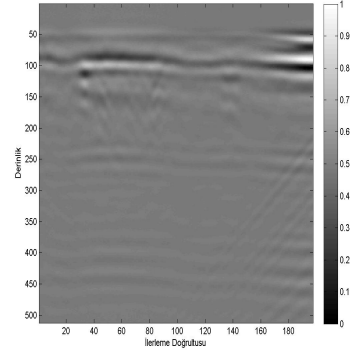
(a) Hedef (2 ve 3. öz görüntü)



(b) Hedef (2,3 ve 4. öz görüntü)



(c) Hedef (2,3,4 ve 5. öz görüntü)



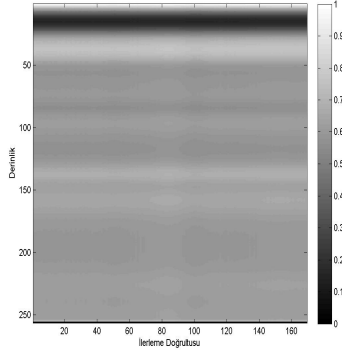
(d) Hedef (tüm öz görüntüler (1. hariç))

**Şekil 4.7:** Senaryo-2 TDA hedef bilgisinin çıkarımı

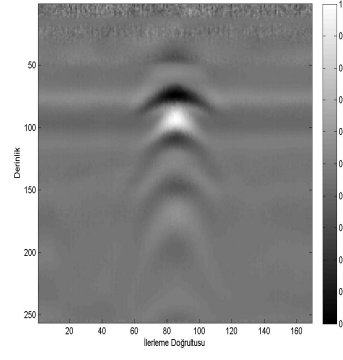
Senaryo-3 için elde edilen sonuçlarda hedefe ait bilgiler Senaryo-2'ye göre daha belirgindir fakat Senaryo-3 için de elde edilen sonuçlarda kargaşa tam olarak giderilememiştir ve hedef görüntüsünde kargaşaya ait bileşenler mevcuttur. Senaryo-4 için elde edilen sonuçta hedefler belirgin olsa da hedef görüntüsünde kargaşa tam olarak giderilememiştir. Bu sebepten dolayı elde edilen hedef görüntüleri beklenildiği kadar temiz değildir.

### 4.3 Temel Bileşen Analizi (TBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları

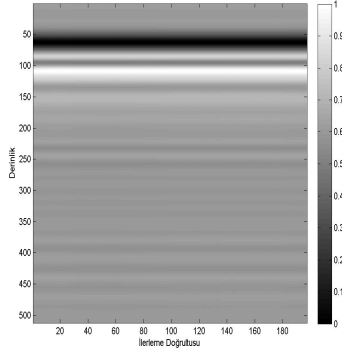
TBA yöntemi tüm senaryoların gerçekleşmesi sonucu elde edilen B-tarama verilerine kargaşa gidermek için uygulanmıştır. Hedef bilgisi birinci öz görüntü hariç diğer tüm öz görüntüler kullanılarak elde edilmiştir. **Şekil 4.9'**da tüm senaryolar için TBA yöntemi kullanılarak elde edilen kargaşa giderme sonuçları gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlar TDA yöntemi kullanılarak elde edilen sonuçlara benzerdir. Senaryo-1 basit bir senaryo olduğu için hedef ve kargaşa birbirinden rahatlıkla ayrılmıştır. Senaryo-3 için elde edilen sonuçlarda hedefler Senaryo-2 için elde edilen hedeflere



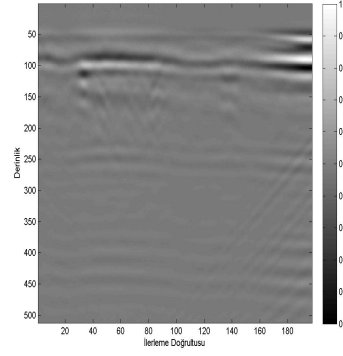
(a) Senaryo-1 kargaşa



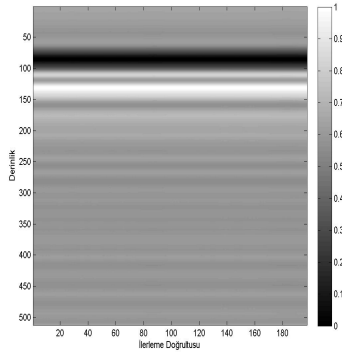
(b) Senaryo-1 hedef



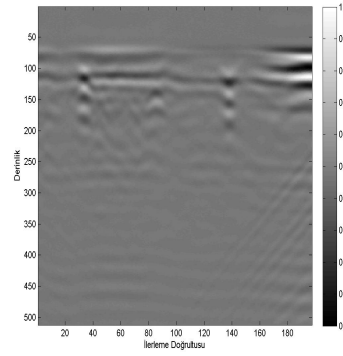
(c) Senaryo-2 kargaşa



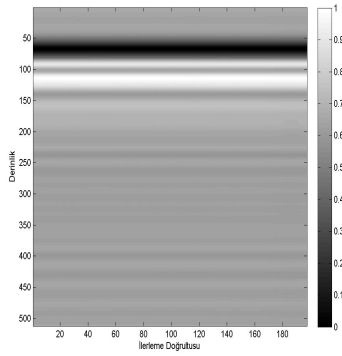
(d) Senaryo-2 hedef



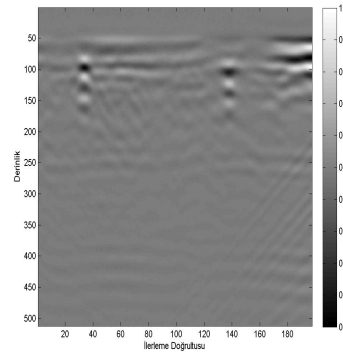
(e) Senaryo-3 kargaşa



(f) Senaryo-3 hedef

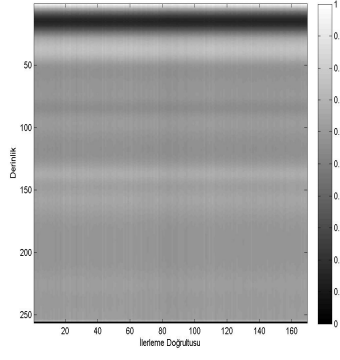


(g) Senaryo-4 kargaşa

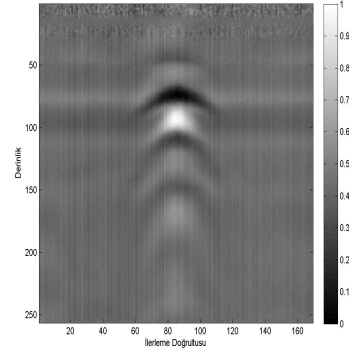


(h) Senaryo-4 hedef

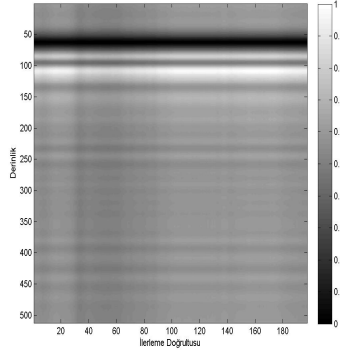
**Şekil 4.8:** TDA kargaşa giderme sonuçları



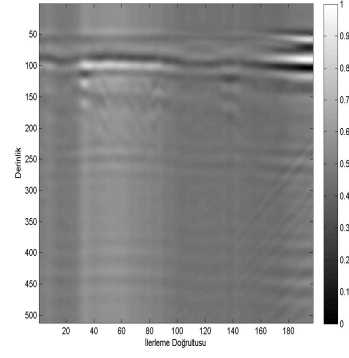
(a) Senaryo-1 kargaşa



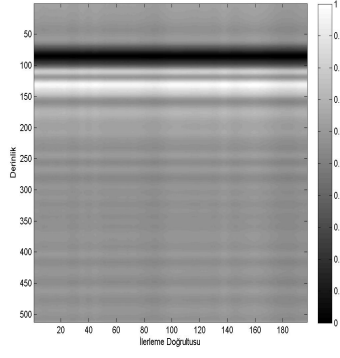
(b) Senaryo-1 hedef



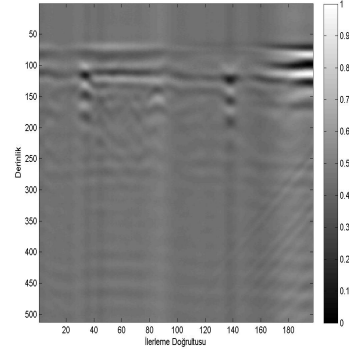
(c) Senaryo-2 kargaşa



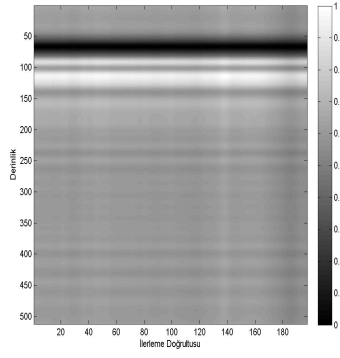
(d) Senaryo-2 hedef



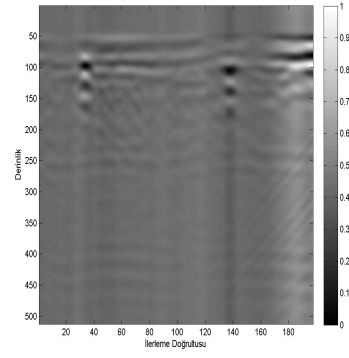
(e) Senaryo-3 kargaşa



(f) Senaryo-3 hedef



(g) Senaryo-4 kargaşa



(h) Senaryo-4 hedef

**Şekil 4.9:** TBA kargaşa giderme sonuçları

göre daha belirgin olmasına rağmen her iki senaryo için de kargaşa tam olarak giderilememiştir. Senaryo-4 için elde edilen sonuçlarda hedef bilgisine ulaşılsa da diğer senaryolarda olduğu gibi kargaşa hedef bileşeninin içinde yer almaktadır. Tüm bu gözlemler değerlendirildiğinde elde edilen görüntülerde hedef ve kargaşanın tam olarak birbirinden ayrıştırılmadığı görülmektedir ve TBA yöntemiyle elde edilen kargaşa giderme sonuçları istenilen seviyede değildir.

#### **4.4 Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları**

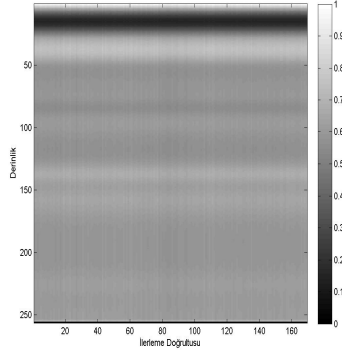
BBA yöntemi için ikinci bölümde belirtildiği gibi çok sayıda algoritma geliştirilmiştir. Bu tez kapsamında YNR görüntülerinde BBA yöntemiyle kargaşa gidermek için FASTICA [44] ve JADE [45] algoritmaları kullanılmıştır.

##### **4.4.1 FASTICA algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar**

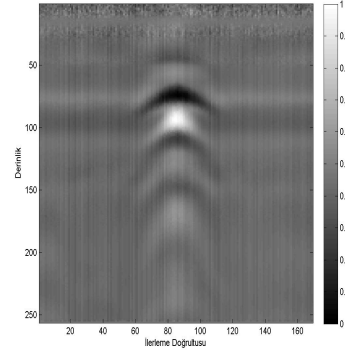
FASTICA algoritması [69]'de belirtilen adresten alınarak ikinci bölümde anlatıldığı gibi YNR görüntülerinde kargaşa gidermek amacıyla kullanılmıştır. FASTICA algoritmasının tüm senaryolara ait B-tarama verilerine uygulanması sonucu elde edilen kargaşa giderme işlemi yapılmış görüntüler **Şekil 4.10**'da gösterilmektedir. FASTICA algoritması, elde edilen sonuç gürültülü olsa da Senaryo-1'e ait B-tarama görüntüsünde başarılı bir şekilde kargaşa giderme yapmıştır. Literatürde genelde BBA yöntemleri TDA ve TBA yöntemlerine üstünlük sağlasa da tüm senaryolar için elde edilen sonuçlarda FASTICA algoritmasının TDA ve TBA yöntemlerine üstünlük sağladığından söz edilemez. FASTICA algoritmasıyla TDA ve TBA yöntemlerine benzer sonuçlar elde edilmiştir

##### **4.4.2 JADE algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar**

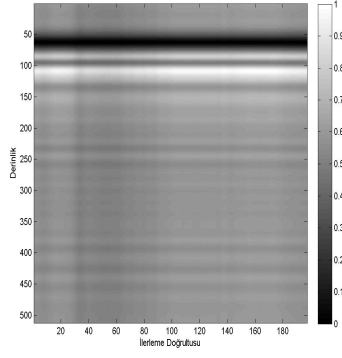
BBA yöntemiyle kargaşa gidermek için kullanılan JADE algoritması [70]'de belirtilen adresten alınarak tüm senaryolara ait B-tarama görüntülerine ikinci bölümde anlatıldığı gibi kargaşa gidermek için uygulanmıştır. JADE algoritması kullanılarak tüm senaryolar için elde edilen sonuçlar **Şekil 4.11**'de gösterilmektedir. FASTICA algoritmasıyla elde edilen sonuçlarda olduğu gibi JADE algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlarda TDA ve TBA yöntemleriyle elde edilen kargaşa giderme sonuçlarına benzerdir. JADE algoritmasıyla senaryolar içerisinde en basit senaryo olan Senaryo-1



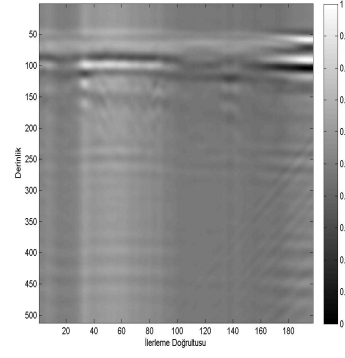
(a) Senaryo-1 kargaşa



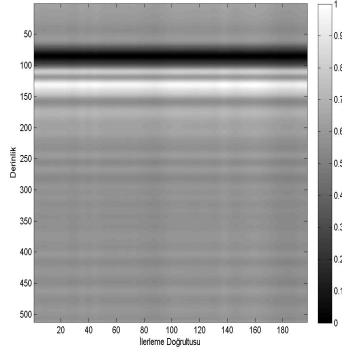
(b) Senaryo-1 hedef



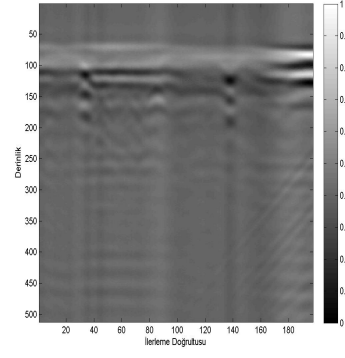
(c) Senaryo-2 kargaşa



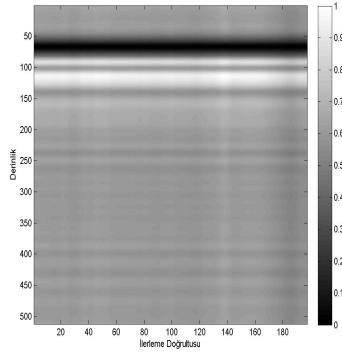
(d) Senaryo-2 hedef



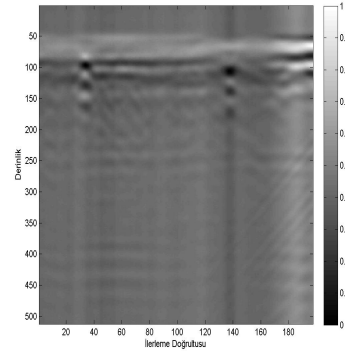
(e) Senaryo-3 kargaşa



(f) Senaryo-3 hedef

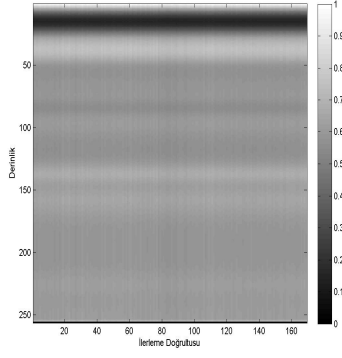


(g) Senaryo-4 kargaşa

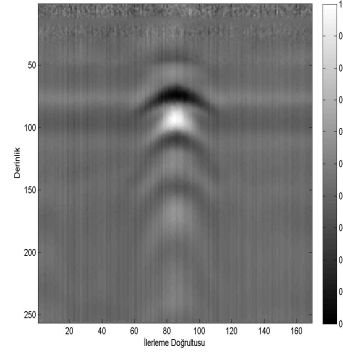


(h) Senaryo-4 hedef

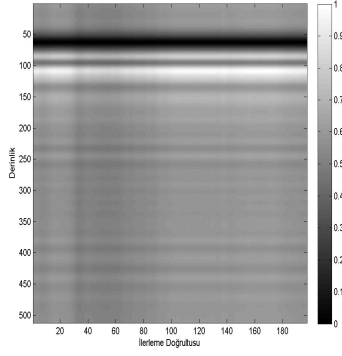
**Şekil 4.10: BBA (FASTICA) kargaşa giderme sonuçları**



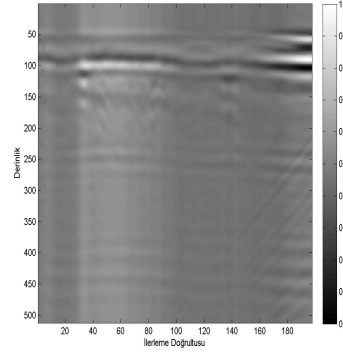
(a) Senaryo-1 kargaşa



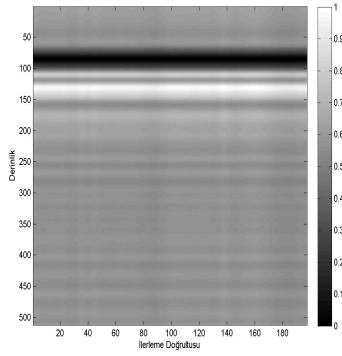
(b) Senaryo-1 hedef



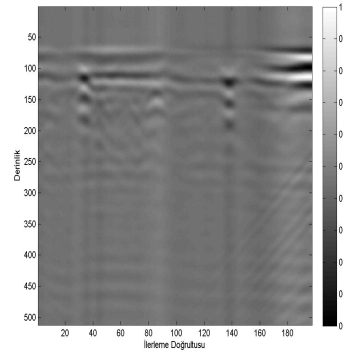
(c) Senaryo-2 kargaşa



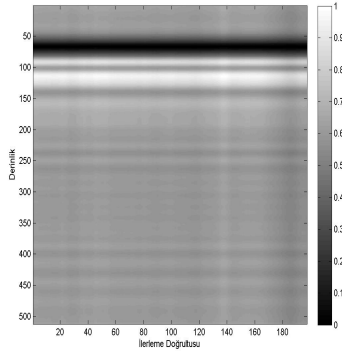
(d) Senaryo-2 hedef



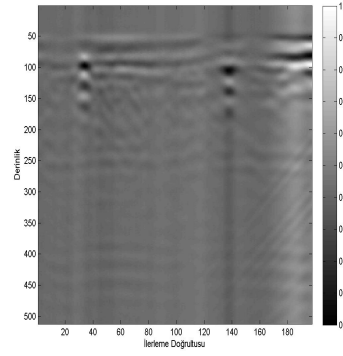
(e) Senaryo-3 kargaşa



(f) Senaryo-3 hedef



(g) Senaryo-4 kargaşa



(h) Senaryo-4 hedef

Şekil 4.11: BBA (JADE) kargaşa giderme sonuçları



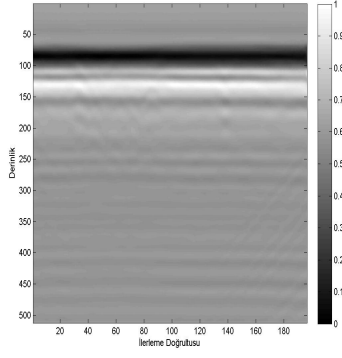
için başarılı bir şekilde kargaşa giderme yapılsa da diğer senaryolar için elde edilen sonuçlarda kargaşa tam olarak giderilememiştir ve hedefe ait görüntülerde kargaşa bulunmaktadır. Özellikle senaryolar içinde en zor senaryo olan Senaryo-2'de JADE algoritması uygulandıktan sonra elde edilen hedef bileşeninde kargaşa bileşeni yoğun olarak gözükmemektedir.

#### **4.5 Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) Yöntemiyle Kargaşa Giderme Sonuçları**

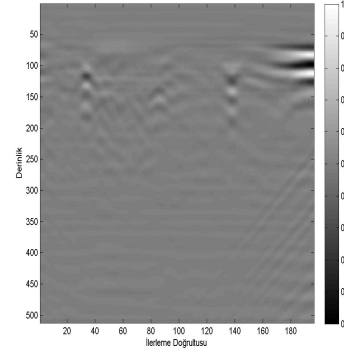
MBA yöntemi kullanılarak YNR görüntülerinde kargaşa giderme işlemi yapılırken üçüncü bölümde belirtildiği gibi keskin eşikleme yöntemi kullanılmıştır.

MBA yönteminde doğrusal ve üstel olmak üzere iki farklı eşikleme stratejisi vardır. MBA yöntemiyle kargaşa giderme işleminde hangi stratejinin daha iyi sonuç verdiğinin karşılaştırılması için Senaryo-3'e ait B-tarama görüntüsüne doğrusal ve üstel eşikleme stratejileri kullanılarak kargaşa giderme yapılmıştır. doğrusal eşikleme stratejisi kullanılarak 100 iterasyon sonunda elde edilen sonuç **Şekil 4.12**'de, üstel eşikleme stratejisi kullanılarak 15 iterasyon sonunda elde edilen kargaşa giderme sonucu ise **Şekil 4.13**'te gösterilmektedir. Üstel eşikleme stratejisi kullanılarak 15 iterasyon sonucu elde edilen kargaşa giderme sonucu doğrusal eşikleme stratejisinin 100 iterasyon sonucu elde ettiği kargaşa giderme sonucundan daha temizdir. **Şekil 4.14**'te gösterildiği gibi eğer seyreklik katsayılarının büyük bir çoğunluğu sıfır değerine yakınsa doğrusal eşikleme stratejisi bu seyreklik katsayıları için istenen eşik değerlerini belirleyememektedir ve daha çok iterasyona ihtiyaç duymaktadır. Oysa ki üstel eşikleme stratejisi seyreklik katsayı değerlerinin az olduğu yüksek değerleri büyük adımlarla geçerek seyreklik katsayılarının yoğun olduğu sifira yakın bölgeyi küçük adımlara bölerek ayrıştırma işlemi için anlamlı eşik değerleri belirlemektedir. Bu yüzden üstel eşikleme stratejisi GPR görüntülerinde daha başarılı olmuştur.

Tüm senaryolara MBA yönteminin üstel eşikleme stratejisi kullanılarak uygulanması sonucu elde edilen sonuçlar **Şekil 4.15**'te gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlardan görüldüğü gibi farklı senaryolarda kargaşa ve hedef başarılı bir şekilde birbirinden ayrıştırılmıştır ve elde edilen hedefe ait görüntülerde beklenildiği gibi sadece hedefe ait bilgiler bulunmaktadır.

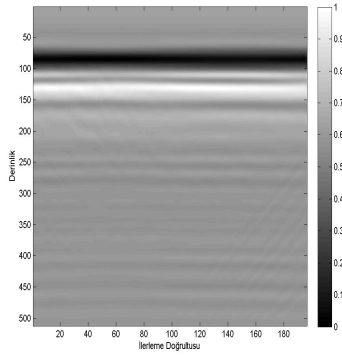


(a) Senaryo-3 kargaşa

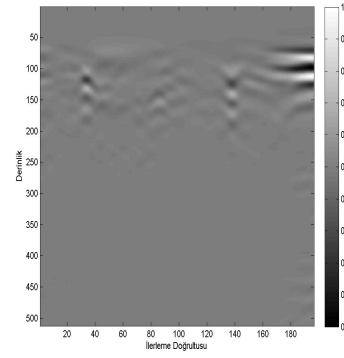


(b) Senaryo-3 hedef

**Şekil 4.12:** MBA lineer eşikleme stratejisi sonucu

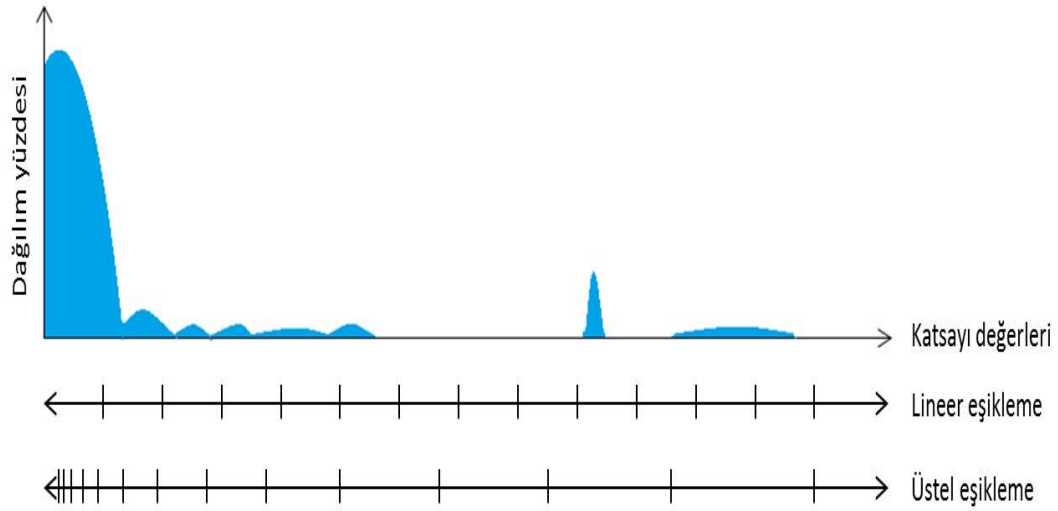


(a) Senaryo-3 kargaşa

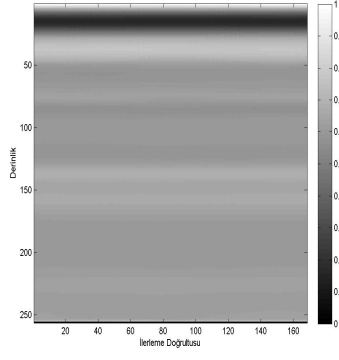


(b) Senaryo-3 hedef

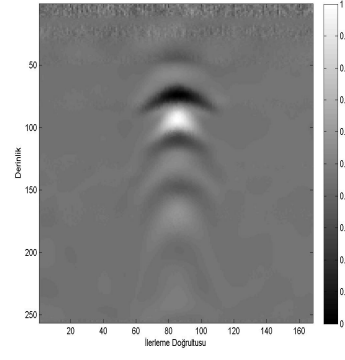
**Şekil 4.13:** MBA üstel eşikleme stratejisi sonucu



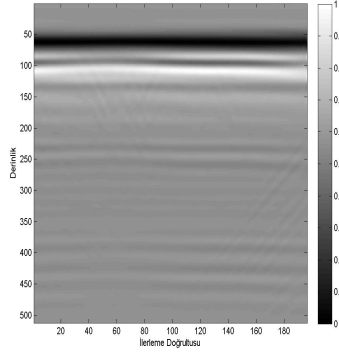
**Şekil 4.14:** Eşikleme stratejilerinin karşılaştırılması



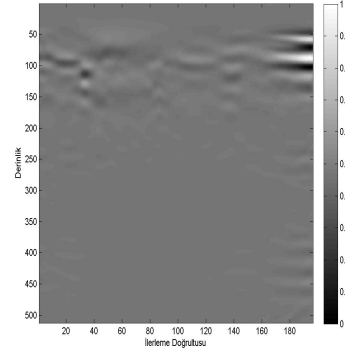
(a) Senaryo-1 kargaşa



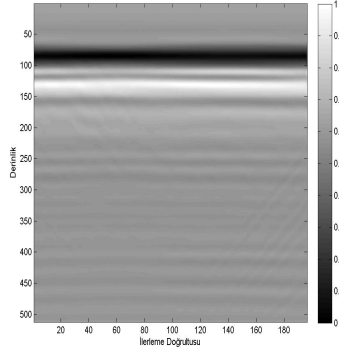
(b) Senaryo-1 hedef



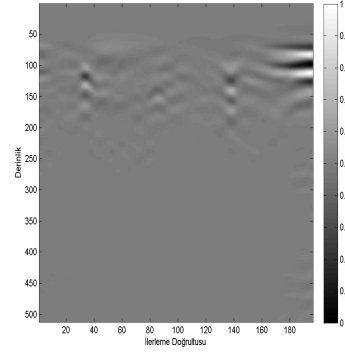
(c) Senaryo-2 kargaşa



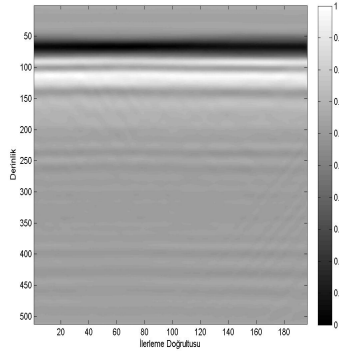
(d) Senaryo-2 hedef



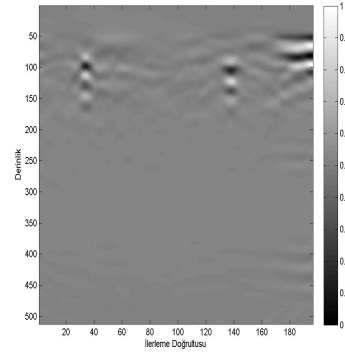
(e) Senaryo-3 kargaşa



(f) Senaryo-3 hedef



(g) Senaryo-4 kargaşa

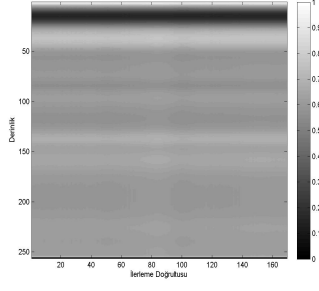


(h) Senaryo-4 hedef

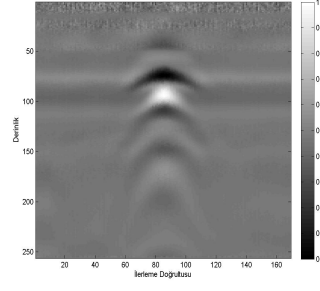
Şekil 4.15: MBA kargaşa giderme sonuçları

#### 4.6 Karşılaştırmalı Sonuçlar

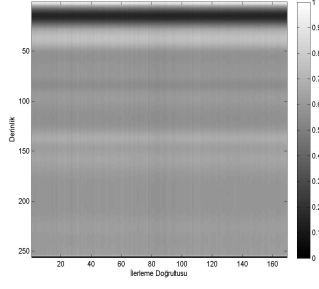
YNR görüntülerinde kargaşa giderme yaptıktan sonra elde edilen görüntüler hedefe ait kesin referans olmadığından görsel olarak incelenmiştir. Tüm yöntemlerin birbirleriyle olan başarımını karşılaştırmak için tüm sonuçların birlikte gösterilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Daha önce verilen sonuçlarda bir yöntemin farklı senaryolardaki başarımını karşılaştırılırken bu bölümde verilecek sonuçlarda aynı senaryo üzerinde farklı yöntemlerin başarımını karşılaştırılacaktır. **Şekil 4.16**'da yöntemlerin Senaryo-1 için elde ettiği kargaşa giderme sonuçları gösterilmektedir. Tüm yöntemler Senaryo-1'e ait B-tarama görüntüsünde başarılı bir şekilde kargaşa giderme yapmıştır fakat MBA yöntemi kullanılarak elde edilen sonuç diğer yöntemlere göre daha temizdir, gürültüsüzdür. **Şekil 4.17**'de Senaryo-2 için, **Şekil 4.18**'de Senaryo-3 için, **Şekil 4.19**'da Senaryo-4 için kargaşa giderme yöntemleri kullanılarak elde edilen tüm sonuçlar birlikte gösterilmektedir. Elde edilen tüm sonuçların görsel olarak incelenmesi ve birbirleriyle karşılaştırılması sonucu YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için kullanılması önerilen MBA yönteminin diğer yöntemlere üstünlük sağladığı açıkça görülmektedir. MBA yöntemi diğer yöntemlere göre hedef bilgisini kargaşadan başarılı bir şekilde ayırmıştır ve elde edilen hedef bilgisi diğer yöntemlere göre daha temizdir. Literatürde kargaşa gidermek için yaygın olarak kullanılan TDA, TBA ve BBA yöntemlerinin başarımları birbirine yakındır ve bu senaryolarda bu yöntemler tarafından kargaşa tam olarak giderilememiştir.



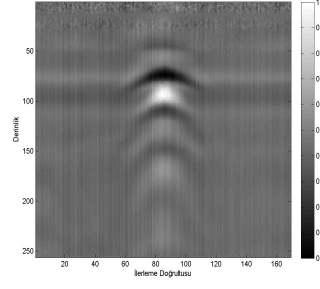
(a) TDA Kargaşa



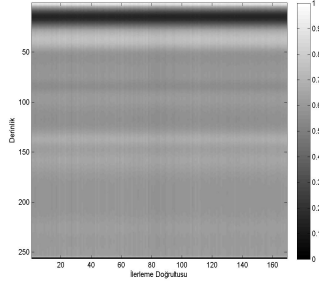
(b) TDA Hedef



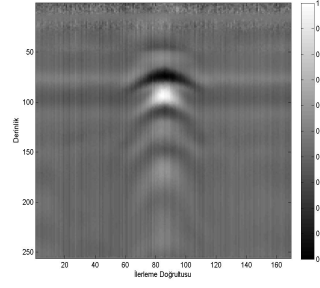
(c) TBA Kargaşa



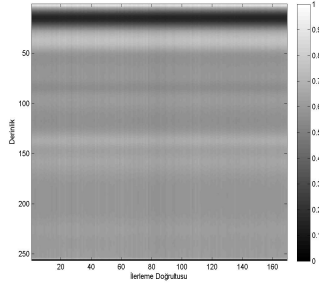
(d) TBA Hedef



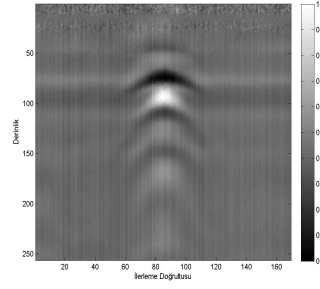
(e) FASTICA Kargaşa



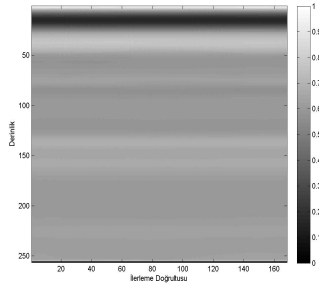
(f) FASTICA Hedef



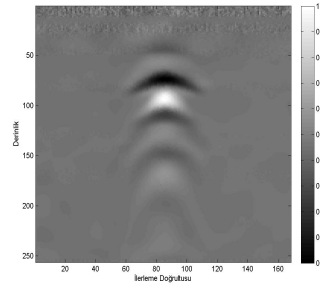
(g) JADE Kargaşa



(h) JADE Hedef

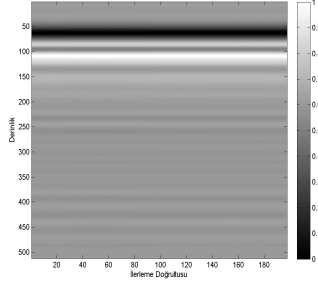


(i) MBA Kargaşa

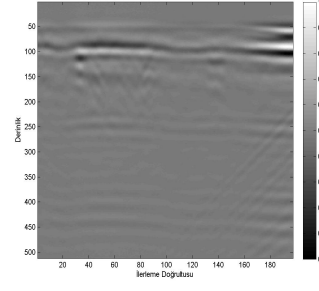


(j) MBA Hedef

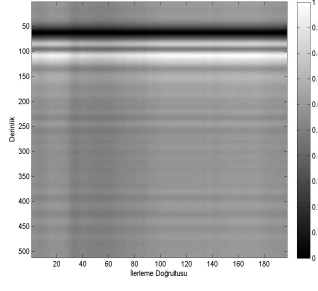
Şekil 4.16: Senaryo-1 karşılaştırmalı sonuçlar



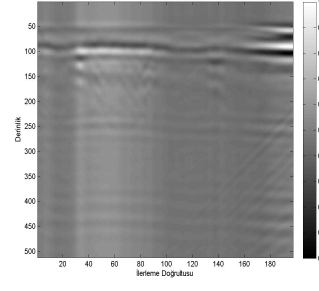
(a) TDA Kargaşa



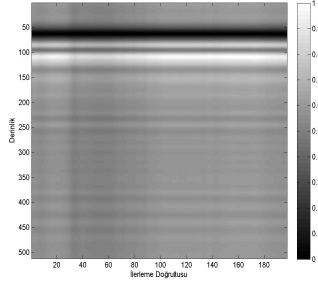
(b) TDA Hedef



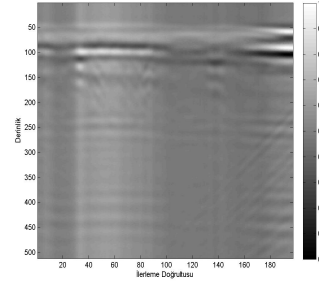
(c) TBA Kargaşa



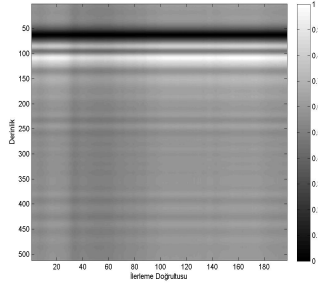
(d) TBA Hedef



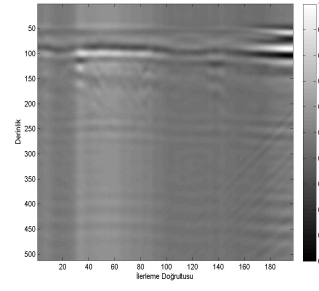
(e) FASTICA Kargaşa



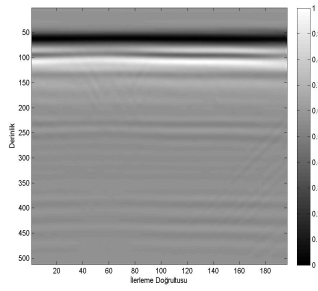
(f) FASTICA Hedef



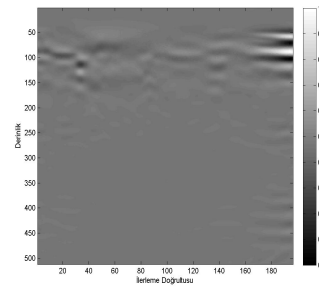
(g) JADE Kargaşa



(h) JADE Hedef

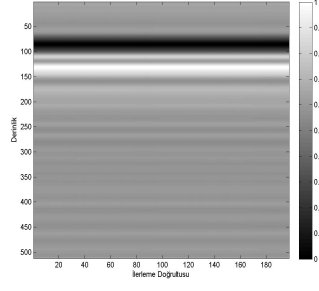


(i) MBA Kargaşa

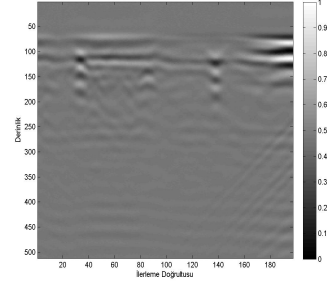


(j) MBA Hedef

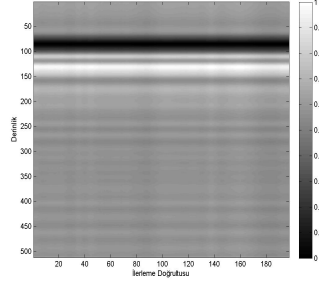
**Şekil 4.17:** Senaryo-2 karşılaştırmalı sonuçlar



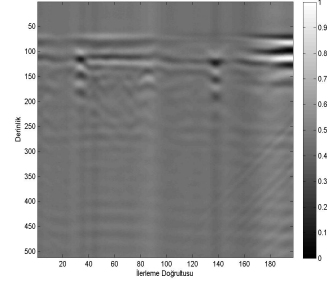
(a) TDA Kargaşa



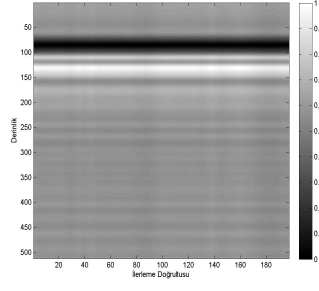
(b) TDA Hedef



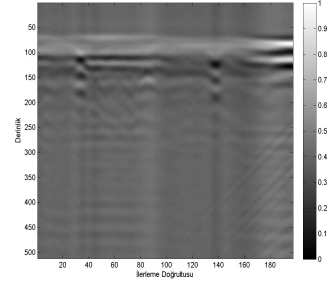
(c) TBA Kargaşa



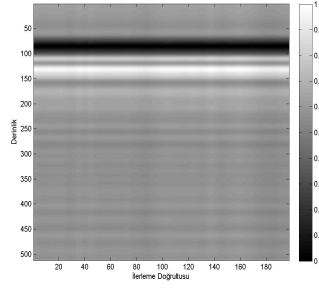
(d) TBA Hedef



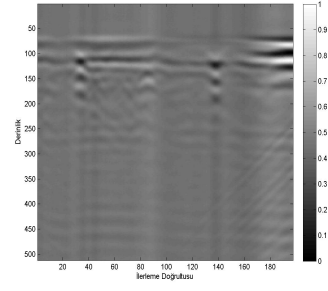
(e) FASTICA Kargaşa



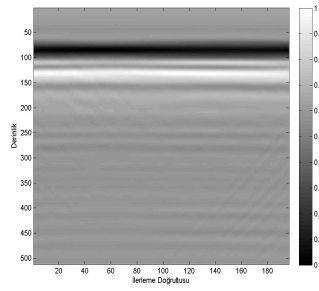
(f) FASTICA Hedef



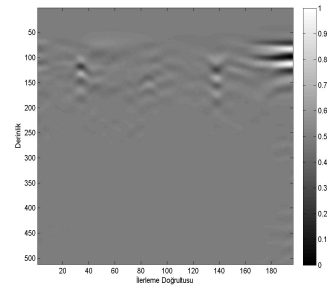
(g) JADE Kargaşa



(h) JADE Hedef

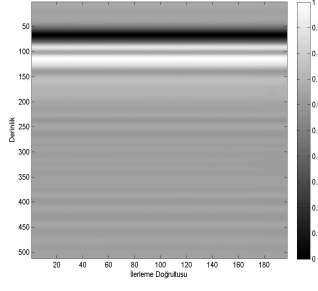


(i) MBA Kargaşa

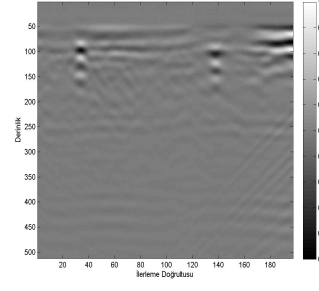


(j) MBA Hedef

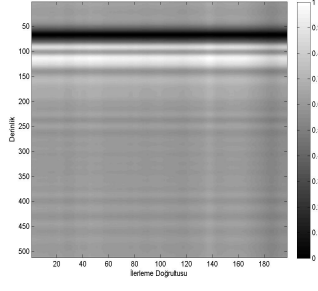
Şekil 4.18: Senaryo-3 karşılaştırmalı sonuçlar



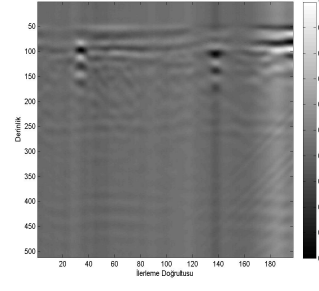
(a) TDA Kargaşa



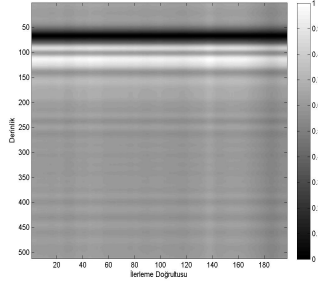
(b) TDA Hedef



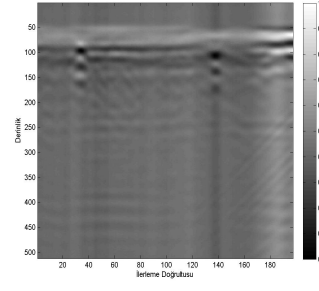
(c) TBA Kargaşa



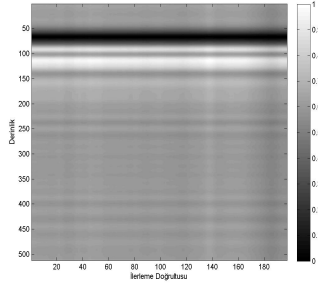
(d) TBA Hedef



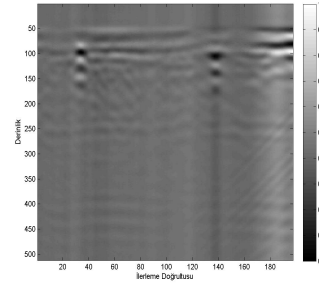
(e) FASTICA Kargaşa



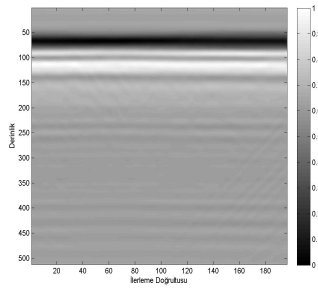
(f) FASTICA Hedef



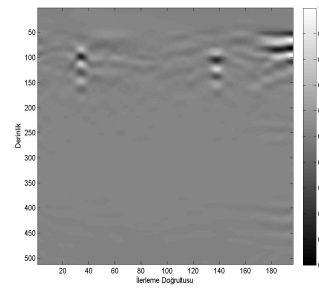
(g) JADE Kargaşa



(h) JADE Hedef



(i) MBA Kargaşa



(j) MBA Hedef

**Şekil 4.19:** Senaryo-4 karşılaştırmalı sonuçlar



## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında literatürde ilk kez Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) görüntülerinde kargaşa gidermek için seyreklik tabanlı Morfolojik Bileşen Analizi (MBA) yönteminin kullanılması önerilmiştir.

YNR görüntülerinde hedef tespitini zorlaştıran ve bazı durumlarda yanlış alarmlara sebep olan kargaşa problemi açıklanmıştır, önerilen yöntem ve YNR hakkında bilgi verilmiştir.

Literatür taraması yapılarak YNR görüntülerinde kargaşa giderme yapan yöntemler ayrıntılı olarak incelenmiştir ve önerilen yöntemlerin eksik yanları ve iyi olduğu yönleri belirtilmiştir. Ayrıca literatürde yaygın olarak kullanılan Tekil Değer Ayırışımı (TDA), Temel Bileşen Analizi (TBA) ve Bağımsız Bileşen Analizi (BBA) yöntemleri hakkında detaylı bilgiler verilerek YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için nasıl kullanıldıkları detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

MBA yöntemi hakkında detaylı bilgiler verilerek ve teorik çıkarımlar yapılarak YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için nasıl kullanılacağı detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Ayrıca eşikleme yöntemlerinden ve MBA yönteminin başarısında kritik rol üstlenen sözlük seçim aşamasından detaylı bir şekilde bahsedilmiştir.

Dört farklı senaryo sonucu elde edilen B-tarama görüntülerine kargaşa gidermek için önerilen MBA yöntemi ve literatürde yaygın olarak kullanılan TDA, TBA ve BBA yöntemleri uygulanmıştır. Senaryolarda farklı cisimler, farklı toprak yapıları, farklı yükseklikte gerçekleştirilen tarama işlemleriyle çok farklı şartlarda algoritmalar test edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar hedeflere ait kesin referans olmadığından görsel olarak incelenerek karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde YNR görüntülerinde kargaşa gidermek için önerilen MBA yönteminin TDA, TBA ve BBA yöntemlerine üstünlük sağladığı görülmektedir. MBA yöntemi hedef ve kargaşayı birbirinden başarılı bir şekilde ayırıştırırken diğer yöntemler kargaşayı tam olarak giderememişlerdir.

MBA yöntemi mevcut yapısıyla literatürde yaygın olarak kullanılan yöntemlere üstünlük sağlasa da elde edilen sonuçlar daha da iyileştirilebilir. Bu tez çalışmasında analitik sabit sözlükler kullanılmıştır, daha sonraki çalışmalarda hedef ve kargaşayı daha iyi ifade edebilecek öğrenme tabanlı sözlükler kullanılabilir. Diğer bir yandan MBA algoritmasının optimizasyonu yönünde çalışmalar yapılabilir. Bu doğrultuda daha az iterasyonda daha iyi sonuç elde edilmesini sağlayacak yeni eşikleme stratejileri önerilebilir. Her bileşen için ayrı sözlük kullanarak görüntü ayrıştırma yapan MBA algoritması farklı teknikler kullanılarak veya mevcut yapısına yeni eklemeler yapılarak daha hızlı daha iyi sonuçlar alınabilir.

## KAYNAKLAR

- [1] **Daniels, D.J.** (2004). *Ground penetrating radar*, London: Institution of Electrical Engineers.
- [2] **Url-1**, [http://tr.wikipedia.org/wiki/Mayin\\_sorunu](http://tr.wikipedia.org/wiki/Mayin_sorunu), alındığı tarih: Nisan 2015.
- [3] **Url-2 Örnek YNR sistemi**, <http://www.malags.com/getattachment/Innovation/GPR-Explained/MALA-GPR-principle.jpg>, alındığı tarih: Nisan 2015.
- [4] **Daniels, D.J.** (1996). *Surface penetrating radar*, IEE Radar, Sonar, Navigation and Avionics Series 6.
- [5] **Abujarad, F., Jöstingmeier, A. ve Omar, A.** (2004). Clutter removal for landmine using different signal processing techniques, *Tenth International Conference on Ground Penetrating Radar*, Delft, Netherlands.
- [6] **Tjora, S., Eide, E. ve Lundheim, L.** (2004). Evaluation of methods for ground bounce removal in GPR utility mapping, *Tenth International Conference on Ground Penetrating Radar*, Delft, Netherlands.
- [7] **Brunzell, H.** (1999). Detection of shallowly buried objects using impulse radar, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **37**(2).
- [8] **Tesfamariam, G., Mali, D. ve Zoubir, A.** (2011). Clutter reduction techniques for GPR based buried landmine detection, *International Conference on Signal Processing, Communication, Computing and Network Technologies (ICSCCN)*.
- [9] **Zoubir, A., Chant, I.J., Brown, C., Barkat, B. ve Abeynayake, C.** (2002). Signal processing techniques for landmine detection using impulse ground penetrating radar, *IEEE Sensors Journal*, **2**(1).
- [10] **Carevic, D.** (1999). Kalman filter-based approach to target detection and target-background separation in ground penetrating radar data, *SPIE Conference on Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets IV*, Orlando, Florida.
- [11] **Luo, Y. ve Fang, G.Y.** (2005). GPR clutter reduction and buried target detection by improved kalman filter technique, *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Guangzhou.
- [12] **Kempen, L. ve Sahli, H.** (2001). Signal processing techniques for clutter parameters estimation and clutter removal in GPR data for landmine

detection, *11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing*.

- [13] **Abujarad, F., Nadim, G. ve Omar, A.** (2005). Wavelet packets for GPR detection of non-metallic anti-personnel land mines based on higher-order-statistics, *Proceedings of the 3rd International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar*.
- [14] **Abujarad, F., Nadim, G. ve Omar, A.** (2005). Combining wavelet packets with higher-order-statistics for GPR detection of non-metallic anti-personnel land mines, *Proceedings SPIE Image and Signal Processing for Remote Sensing XI*.
- [15] **Carevic, D.** (1999). Clutter reduction and target detection in ground penetrating radar data using wavelets, *SPIE Conference on Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets IV*, Orlando, Florida.
- [16] **Yoldemir, A., Gürcan, R., Kaplan, G. ve Sezgin, M.** (2011). Comparative analysis of clutter suppression techniques for landmine detection using ground penetrating radar, *SPIE Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects and Obscured Targets XVI*.
- [17] **Nadim, G.** (2008). Clutter reduction and detection of landmine objects in ground penetrating radar data using likelihood method, *International Conference on Signal Processing, Communication, Computing and Network Technologies (ICSCCN)*, Malta.
- [18] **Potin, D., Duflos, E. ve Vanheeghe, P.** (2006). Landmines ground-penetrating radar signal enhancement by digital filtering, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **44**(9).
- [19] **Ting, L., Ling, K. ve Zheng, Z.** (2008). Symmetry filtering method for GPR clutter reduction, *International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT)*.
- [20] **Lopera, O., Slob, E., Milisavljevic, N. ve Lambot, S.** (2007). Filtering soil surface and antenna effects from GPR data to enhance landmine detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **45**(3).
- [21] **Merwe, A.v.d. ve Gupta, I.** (2000). A novel signal processing technique for clutter reduction in GPR measurements of small, shallow land mines, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **38**(6).
- [22] **Kovalenko, V., Yaravoy, A. ve Lingthart, L.** (2007). A novel clutter suppression algorithm for landmine detection with GPR, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **45**(11).
- [23] **Roth, F., Genderen, P.v. ve Verhaegen, M.** (2005). Convolution models for buried target characterization with ground penetrating radar, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, **53**(11).

- [24] **Zhu, Q. ve Collins, L.M.** (2005). Application of feature extraction methods for landmine detection using the wickmann/niitek ground-penetrating radar, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **43**(1).
- [25] **Torrione, P.A., Morton, D., Sakaguchi, R. ve Collins, L.M.** (2014). Histograms of oriented gradients for landmine detection in ground-penetrating radar data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **52**(3).
- [26] **Gader, P.D., Mystkowski, M. ve Zhao, Y.** (2001). Landmine detection with ground penetrating radar using hidden markov models, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **39**(6).
- [27] **Frigui, H. ve Gader, P.D.** (2009). Detection and discrimination of land mines in ground penetrating radar based on edge histogram descriptors and a possibilistic k-nearest neighbor classifier, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **17**(1).
- [28] **Frigui, H. ve Missaoui, Oualid Gader, P.D.** (2007). Landmine detection using discrete hidden markov models with gabor features, *SPIE Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets XII*.
- [29] **Abujarad, F., Nadim, G. ve Omar, A.** (2005). Clutter reduction and detection of landmine objects in ground penetrating radar data using singular value decomposition (SVD), *Proceedings of the 3rd International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar*.
- [30] **Riaz, M.M. ve Ghafoor, A.** (2012). Information theoretic criterion based clutter reduction for ground penetrating radar, *Progress In Electromagnetics Research B*, **45**, 147–164.
- [31] **Riaz, M.M. ve Ghafoor, A.** (2013). Ground penetrating radar image enhancement using singular value decomposition, *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*.
- [32] **Verma, P., Gaikwad, A., Singh, D. ve Nigam, M.** (2009). Analysis of clutter reduction techniques for through wall imaging in UWB range, *Progress In Electromagnetics Research B*, **17**, 29–48.
- [33] **Karlsen, B., Larsen, J., Sorensen, H. ve Jakobsen, K.** (2001). Comparison of PCA and ICA based clutter reduction in GPR systems for anti-personal landmine detection, *11th IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing*.
- [34] **Abujarad, F. ve Omar, A.** (2006). GPR data processing using the component-separation methods PCA and ICA, *International Workshop on Imaging Systems and Techniques*, Minori, Italy.
- [35] **Tebchrany, E., Sagnard, F., Baltazart, V., Tarel, j.P. ve X, D.** (2014). Assessment of statistical-based clutter reduction techniques on ground-coupled GPR data for the detection of buried objects in soils, *15th International Conference on Ground Penetrating Radar*.

- [36] **Karlsen, B., Sorensen, H., Larsen, J. ve Jakobsen, K.** (2002). Independent component analysis for clutter reduction in ground penetrating radar data, *SPIE Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets VII*.
- [37] **Zhao, A., Jiang, Y. ve Wang, W.** (2005). Exploring independent component analysis for GPR signal processing, *Progress In Electromagnetics Research Symposium*, Hangzhou, China.
- [38] **Liu, J., Zhang, B. ve Wu, R.** (2006). GPR ground bounce removal methods based on blind source separation, *Progress In Electromagnetics Research Symposium*, Cambridge, USA.
- [39] **Liu, J., Wu, R. ve Zhang, B.** (2006). Novel ground bounce removal algorithms based on non-homogeneous detector, *International Conference on Radar (CIE)*, Shanghai.
- [40] **Gao, Q., Li, T. ve Wu, R.** (2006). A novel KICA method for ground bounce removal with GPR, *International Conference on Radar (CIE)*, Shanghai.
- [41] **Abujarad, F.** (2014). Independent factor analysis for clutter reduction in GPR data for landmine detection, *15th International Conference on Ground Penetrating Radar*.
- [42] **Bell, A.J. ve Sejnowski, T.J.** (1995). An information-maximisation approach to blind separation and blind deconvolution, *Neural Computation*, **7**(6), 1129–1159.
- [43] **Molgedey, L. ve Schuster, H.G.** (1994). Separation of a mixture of independent signals using time delayed correlations, *Physical Review Letters*, **72**(23), 3634–3637.
- [44] **Hyvarinen, A.** (1999). Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis, *IEEE Transactions on Neural Networks*, **10**(3), 626–634.
- [45] **Cardoso, J.F. ve A, S.** (1993). Blind beamforming for non-gaussian signals, *IEE Proceedings-F*, **140**(6), 362–370.
- [46] **Bach, F.R. ve I, J.M.** (2002). Kernel independent component analysis, *Journal of Machine Learning Research*, **3**, 1–48.
- [47] **Starck, J.L., Elad, M. ve Donoho, D.** (2004). Redundant multiscale transforms and their application for morphological component separation, *Advances in Imaging and Electron Physics*, **132**, 287–348.
- [48] **Starck, J.L., Elad, M. ve Donoho, D.** (2005). Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach, *IEEE Transactions on Image Processing*, **14**(10).
- [49] **Fadili, M.J., Starck, J.L., Bobin, J. ve Moudden, Y.** (2009). Image decomposition and separation using sparse representations: an overview, *Proceedings of the IEEE*, **98**(6).

- [50] **Starck, J.L., Moudden, Y., Bobin, J., Elad, M. ve Donoho, D.** (2005). Morphological component analysis, *SPIE Wavelets XI*.
- [51] **Elad, M., Starck, J.L., Querre, P. ve Donoho, D.** (2005). Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA), *Applied and Computational Harmonic Analysis*, **19**, 340–358.
- [52] **Bobin, J., Moudden, Y., Starck, J.L. ve Elad, M.** (2006). Morphological diversity and source separation, *IEEE Signal Processing Letters*, **13**(7).
- [53] **Bobin, J., Moudden, Y. ve Starck, J.L.** (2006). Enhanced source separation by morphological component analysis, *IEEE ICASSP Proceedings*.
- [54] **Yong, X., Ward, R.K. ve Birch, G.E.** (2009). Artifact removal in EEG using morphological component analysis, *IEEE ICASSP Proceedings*.
- [55] **Yong, X., Ward, R.K. ve Birch, G.E.** (2009). Generalized morphological component analysis for EEG source separation and artifact removal, *IEEE 4th International Conference on Neural Engineering*, Antalya, Turkey.
- [56] **Yu, C., Qiu, Q., Zhao, Y. ve Chen, X.** (2013). Satellite image classification using morphological component analysis of texture and cartoon layers, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters*, **10**(5).
- [57] **Gao, X., Wang, Y., Li, X. ve Tao, D.** (2010). On combining morphological component analysis and concentric morphology model for mammographic mass detection, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, **14**(2).
- [58] **Grosdidier, S. ve Baussard, A.** (2012). Ship detection based on morphological component analysis of high-frequency surface wave radar images, *IET Radar, Sonar and Navigation*, **6**(9).
- [59] **Xue, Z., Li, J., Cheng, L. ve Du, P.** (2015). Spectral-spatial classification of hyperspectral data via morphological component analysis-based image separation, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **53**(1).
- [60] **Dubois, S., Peteri, R. ve Menard, M.** (2012). Morphological component analysis: an adaptive thresholding strategy, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, **22**(2).
- [61] **Bobin, J., Starck, J.L., Fadili, J.M., Moudden, Y. ve Donoho, D.** (2007). Morphological component analysis: an adaptive thresholding strategy, *IEEE Transactions on Image Processing*, **16**(11).
- [62] **Peyre, G., Fadili, J. ve Starck, J.L.** (2010). Learning the morphological diversity, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, **3**(3).
- [63] **Chen, S., Donoho, D. ve Saunderson, M.** (1998). Atomic decomposition by basis pursuit, *SIAM Journal on Scientific Computing*, **20**(1).
- [64] **Aharon, M., Elad, M. ve Bruckstein, A.** (2006). Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries, *IEEE Transactions on Signal Processing*, **54**(11).

- [65] **Elad, M. ve Aharon, M.** (2006). Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries, *IEEE Transactions on Image Processing*, **15**(12).
- [66] **Candes, E., Demanet, L., Donoho, D. ve Ying, L.** (2006). Fast discrete curvelet transforms, *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, **5**(3).
- [67] **Yoldemir, A.B. ve Sezgin, M.** (2011). A least squares approach to buried object detection using ground penetrating radar, *IEEE Sensors Journal*, **11**(6).
- [68] **Url-3**, <http://www.minedet.etro.vub.ac.be>., alındığı tarih: 01.09.2011.
- [69] **Url-4**, <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica/>, alındığı tarih: 2013.
- [70] **Url-5**, <http://perso.telecom-paristech.fr/~cardoso/guidesepsou.html>, alındığı tarih: 2013.



## ÖZGEÇMİŞ



**Ad Soyad:** Eyyup Temlioğlu

**Doğum Yeri ve Tarihi:** Şanlıurfa 27.01.1989

**Adres:** TÜBİTAK BİLGEM

**E-Posta:** temlioglu@itu.edu.tr

**Lisans:** İstanbul Teknik Üniversitesi - Telekomünikasyon Müh.

**Mesleki Deneyim ve Ödüller:** 25.02.2013 tarihinden itibaren TÜBİTAK BİLGEM Bilişim Teknolojileri Enstitüsünde Araştırmacı olarak görev yapmaktayım.

**Yayın ve Patent Listesi:**

### TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR/SUNUMLAR

- Temlioğlu E., Erer I., 2015: YNR Görüntülerinde Seyreklik Gösterimleri İle Kargaşa Giderme. *IEEE 23. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, SIU 2015*, 16-19 Mayıs, 2015 Malatya, Türkiye.