



Düzensiz Olmayan Yönlü Süzgeç Bankası Yöntemi ile Yere Nüfuz Eden Radar Görüntülerinde Gürültü Giderme

Ground Penetrating Radar Image Denoising via Nonuniform Directional Filter Bank Method

Şeyma Gündüz Günay¹ , Deniz Kumlu² 

¹Milli Savunma Üniversitesi, Barbaros Deniz Bilimleri ve Mühendisliği Enstitüsü, 34942 İstanbul, TÜRKİYE

²Milli Savunma Üniversitesi, Deniz Harp Okulu, 34942 İstanbul, TÜRKİYE

Başvuru/Received: 17/03/2020

Kabul / Accepted: 04/04/2020

Çevrimiçi Basım / Published Online: 19/04/2020

Son Versiyon/Final Version: 30/06/2020

Öz

Yere nüfuz eden radar (YNR) engel arkası hedefleri görüntülemek için kullanılan önemli bir teknolojidir. Fakat çok geniş bantlı bir yapısı olmasından dolayı, alıcı tarafından toplanan sinyal gürültü içermektedir. Gürültü, hedef sinyalinin zayıf olmasından dolayı onu maskeleyebilir ve engel arkasındaki hedefin tespitini güçleştirir. Bu sebeple, YNR görüntülerinde gürültü giderme amacıyla birçok yöntem önerilmiştir. Bunlar arasında çok çözünürlüklü yöntemler önemli bir yer tutmaktadır. Bu yöntemlerden en bilineni Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)'dür. ADD ile hedef çeşitli detay alt-bantlara ayrıştırılarak gürültü bileşeni eşikleme yöntemi ile giderilmeye çalışılır. Fakat bu yöntemde alt-bantlara ayrıştırma işlemi sınırlıdır ve bu yüzden performansı iyi değildir. ADD' den sonra, daha kapsamlı bir ayrıştırma yapan Eğricik Dönüşümü (ED) gürültü giderme amacı ile YNR görüntülerinde uygulanmış ve iyi bir performans sergilemiştir. Fakat ED yönteminde frekans bölgesinde sabit bir bölümeleme işlemi yapılmaktadır. Bu çalışmada önerilen düzensiz olmayan yönlü süzgeç bankası (DOYSB)' in da ise, ED gibi görüntüyü sabit frekans aralıklarına bölmek yerine esnek bir yapıda frekans bölme imkânı sağlamaktadır. Bu sayede, YNR görüntüsünde hedefi daha iyi koruyabilecek frekans bölgesi ayrışımı yapılabilmektedir. Gürültü daha efektif ve hedef sinyalini bozmadan giderilmektedir. Önerilen DOYSB yöntemi, mevcut yöntemler ile zorlayıcı bir simülasyon veri seti kullanılarak karşılaştırılmıştır. DOYSB yönteminin üstünlüğü hem görsel hem sayısal olarak gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler

"Yere nüfuz eden radar, gürültü giderme, ayrık dalgacık dönüşümü, eğricik dönüşümü, düzensiz olmayan yönlü süzgeç bankası dönüşümü."

Abstract

Ground penetrating radar (GPR) is an important technology that is used for imaging target through obstacle. Since it has ultrawide band structure, the signal obtained by receiver contains noise component. This component can corrupt the target signal and make target detection difficult. Thus, there are numerous methods are proposed for denoising purposes in GPR community and multiresolution based methods are one of them. The most popular one is the discrete wavelet transform (DWT) where it decomposes the GPR image into detail subbands then the obtained wavelet coefficients are thresholded to remove the noise. However, DWT decomposition is very limited and the performance is not satisfying in GPR denoising. Then, the curvelet transform (CT) is proposed which makes more detailed decomposition compared to DWT thus it obtains better results. However, the frequency partitioning of the CT is fixed and it cannot be changed. In this study, we proposed a nonuniform directional filter bank (NUDFB) which has arbitrary frequency partitioning unlike CT. Thus, it gives us ability to make more effective frequency partitioning by preserving the target signal structure and the noise component can be removed more efficiently. The proposed NUDFB method is compared with the other available methods by using our simulated dataset which contains challenging scenarios. Both visual and quantitative results which obtained for the simulated dataset are proved the superiority of our proposed method.

KeyWords

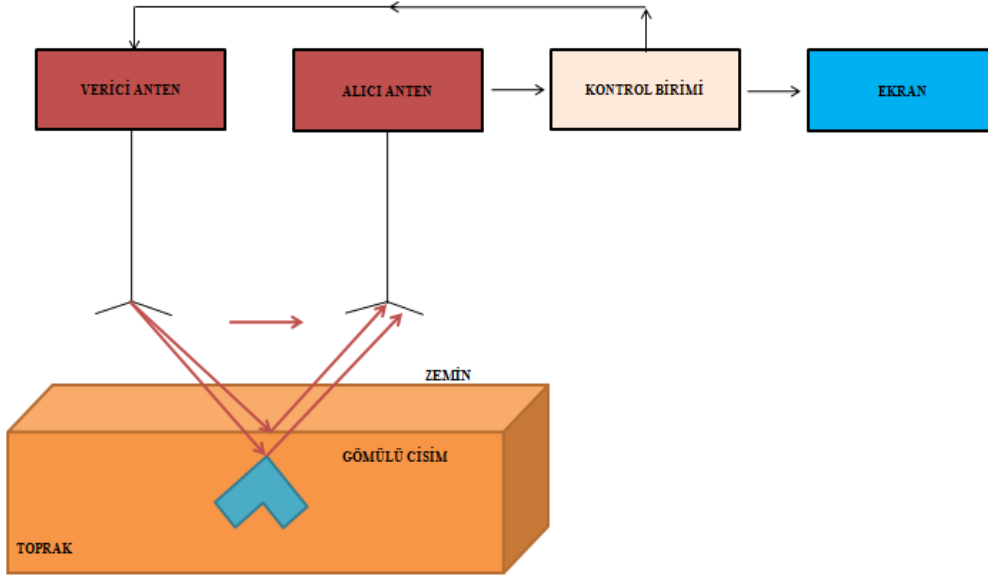
"Ground penetrating radar, denoising, discrete wavelet transform, curvelet transform, nonuniform directional filter bank."

1. Giriş

Ultra Geniş Bant (UGB) radarları, elektromanyetik dalgalar kullanarak yeraltı algılama, duvar görüntüleme, inşaat mühendisliği, arkeolojik araştırma, tıbbi görüntüleme, gömülü hedefleri tespit etme, engel arkası nesnelere bulma ve özellikle düşük metal içeriğine sahip plastik kara mayınlarının tespiti vb. gibi çeşitli uygulamalarda yaygın olarak kullanılan bir uzaktan algılama teknolojisidir.

UGB radar sistemleri, büyük bir merkez frekans yüzdesi ile etkili bir sinyal bant genişliğine sahiptir. Bant genişliğinin yeterince büyük olması radar sistemine, yüksek uzamsal çözünürlük sağlayarak, iyi bir görüntüleme performansı kazandırır. UGB radarı, gömülü nesne tespiti amaçlı kullanılan yere nüfuz eden radar (YNR) ve duvarın arkasındaki nesnelere tespit etmek için kullanılan duvar arkası görüntüleme radarı (DAR) gibi özel isimler alabilir (Kumlu, 2018).

Tipik bir YNR; verici ve alıcı anten, kontrol birimi ve ekran birimlerinden meydana gelir. Temel prensibi gömülü hedef tespiti olan YNR' de, anten birimi vasıtasıyla yüzeyden toprağa iletilen elektromanyetik dalgalar, zeminin yüzeyine nüfuz eder. Bu dalgaların bir kısmı yüzeyden geri yansırken bir kısmı gömülü nesneye ulaşır. Nesneye ulaşan elektromanyetik dalgalar nesne tarafından yansıtılır ve alıcı anten vasıtasıyla geri alınır.



Şekil 1. YNR Blok Diyagramı

Alıcı anten vasıtasıyla toplanan sinyaller işlenerek ekran ünitesinde gösterilir. YNR sisteminin genel blok diyagramı Şekil 1' de gösterilmiştir. YNR tarafından alınan sinyaller genellikle alıcı ve verici antenler tarafından indüklenen kuplajdan, zemin yüzeylerinden gelen yansımalarından, YNR sisteminin kendisinden veya çevreden kaynaklanan elektromanyetik girişim ve yeraltı hedeflerinin yansımalarından oluşur. İletilen sinyal alıcı antenlere, kısa mesafeden ve hedef yansımalarının toprak gibi yeraltı ortamı tarafından zayıflatılmasından dolayı gömülü hedef yansımalarından çok daha yoğun olan kargaşa ile birlikte ulaşır.

Temel olarak bakıldığında YNR, iyi bir uzamsal çözünürlüğe, hedef karakteristik özelliklerinin çıkarılması ve yakalanma olasılığı düşük bir sinyal dalga formuna sahip olması, toprağın geçirgenlik ve iletkenliğindeki değişikliklere karşı duyarlı olması gibi etkili özellikleri olmasına rağmen alıcı antenlerden kontrol birimine gelerek ekrana gelen sinyaldeki bozulmalara sebep olan kargaşalar ve toprak altı süreksizliklerin YNR görüntüsü üzerinde bütünüyle yayılması ile oluşan gürültüler en büyük problemi olmuştur.

Literatürde YNR görüntülerindeki gürültüyü gidermek için önerilen çeşitli yöntemler vardır. Dalgacık Dönüşümü (DD) (Baili vd., 2006; Gupta & Choubey, 2015), Eğricik Dönüşümü (ED) (Bao vd., 2014; Terrasse vd., 2017; Terrasse vd., 2015), Çoklu Çözünürlüklü Yönlü Bilateral Süzgeç Yöntemi (ÇYBS) (Tomasi & Manduchi, 1998; Kumlu & Erer, 2017), Shearlet Dönüşümü (Wang & Liu, 2016), Örnek Seyretilmemiş Çevritsel Dönüşümü (ÖŞÇD) (Peng vd., 2016; Da Cunha vd., 2006) gibi birçok çoklu ölçek ve yönlerde çeşitli dönüşüm yöntemleri geliştirilmiştir. Son zamanlarda, blok eşleştirme ve 3 boyutlu filtreleme ile gürültü giderme algoritmasının özellikle düşük gürültü seviyesi için hesaplama yükü ve yüksek gürültü seviyesi için keskin bir performans düşüklüğü dezavantajlarına sahiptir. Bu nedenle, dijital görüntü karakteristiğini ilave gürültü seviyeleri ile birleştiren ve gruplama aşamasında blok eşleştirme eşliğini uyarlamalı olarak seçen eşleştirme ve 3 boyutlu filtreleme yönteminin yeni bir sürümü (Dai vd., 2013) önerilmiştir. Çoklu çözünürlük tabanlı yöntemler ile gürültü giderilirken, YNR görüntüsü ilk önce bu yöntemler kullanılarak çok ölçekli ve çok yönlü altbantlara ayrıştırılır. Ayrıştırılmış bu alt bantlardaki katsayılar belirli eşikleme kurallarına göre eşiklenir. Kalan katsayılar ise yeniden ters dönüşüm uygulanarak gürültüden arındırılmış görüntü elde edilir. Hedef hakkında yararlı bilgiler elde edebilmek, hedefi tespit edebilmek ve tanımlayabilmek için YNR verilerine uygun gürültü giderme tekniğinin kullanılması çok önemlidir.

Aynı zamanda YNR görüntüleri üzerinde kargaşa giderme için birçok çalışma yapılmıştır. YNR görüntüsünün, her bir seviyesinin yaklaşık ve yönlü alt bantlar içerdiği Kafes süzgeci ile birkaç seviyeye ayrışmasına dayanan ve düşük karmaşıklığa sahip bir kargaşa giderme yöntemi (Kumlu vd., 2020) tarafından önerilmiştir. Temel Bileşen Analizi, Tekil Değer Ayrışımı,

Morfolojik Bileşen Analizi, ED, ÇYBS teknikleri ile YNR görüntüleri üzerinde çalışılarak performansları (Kumlu & Erer, 2019) tarafından sunulmuştur. (Kumlu & Erer, 2018) tarafından çok ölçekli yönlü Komşu Filtresi ile YNR görüntüsü üzerinde hedef nesne ve kargaşanın içsel geometrik özelliklerinden yararlanılarak hedef ve kargaşa bilgisi edinilip kargaşa giderme algoritması çalışılmış ve sonuçları sunulmuştur. Literatürde yer alan çoklu ölçekli ve yönlü ayırışmaya dayalı yöntemler kargaşayı etkili bir şekilde kaldırırken aynı zamanda yüksek bir hesaplama karmaşıklığını da beraberinde getirir. Buna dayanarak (Kumlu vd., 2019) ile YNR görüntüsünün yalnızca satırlarının bir boyutlu hızlı alt bant ayırışmasını gerektiren çok ölçekli bir yöntem önerilmiştir. Farklı bir alan olarak pankromatik uydu görüntülerinin detaylarını çoklu çözünürlük analizine dayalı yöntemler ile elde ederek bu detayların multispektral uydu görüntülerine aktarımında gereksiz detay aktarımının da meydana gelmesi sebebi ile füzyon sonuçlarında aşırı bir genişleme oluşur. Bu dezavantajın ortadan kaldırılması için (Kaynak vd., 2017) tarafından ÇYBS yöntemi ile pankromatik uydu görüntüsünün ayırışmasına dayanan füzyon şeması önerilmiştir. (Kaplan vd., 2012) tarafından ise pankromatik ve multispektral uydu görüntüleri için Bilateral Piramit yöntemine dayanan yeni bir füzyon yöntemi sunulmuştur.

Temeli Fourier dönüşümüne dayanan ve 1982 yılında Jean Morlet tarafında geliştirilen DD, gürültü giderme, veri sıkıştırma gibi çeşitli sinyal işleme alanlarında kullanılan farklı boyutlu pencereleme yöntemi olup, radar veya YNR sinyali gibi sabit olmayan sinyallerin analizinde kullanılan bir yöntemdir. Gürültü gidermede, gürültülü YNR görüntüsünün dalgacık ve ayırıştırma seviyesi seçilir ve görüntüye dalgacık dönüşümü uygulanarak katsayı matrisleri ve bu dalgacık katsayılarından yaklaşık ve detayları elde edilir. Her bir ayırıştırma seviyesi için eşikleme seçilerek detay katsayılarının gürültü bileşenleri eşiklenir. En son ayırıştırma seviyesindeki sinyalin yaklaşık katsayıları ile eşiklenmiş detay katsayıları kullanılarak orijinal görüntü tekrar elde edilir. (Gupta & Choubey, 2015)

Yönlü ayırıştırma kabiliyeti olan ve diğer çoklu çözünürlük dönüşümlerine nazaran kenarları göstermede ve etkin özellik çıkarma yeteneği olan ED, Candes ve Donoho tarafından geliştirilmiştir. ED, farklı ölçek ve yönlerde çoklu çözünürlükte görüntüyü temsil etmek için DD' nin yüksek boyutlu bir genellemesidir (Kumlu & Erer, 2017). ED yöntemi DD' ye kıyasla görüntüyü daha fazla sayıda yöne ayırıştırır fakat bu yönlerin bölünmesi sabittir (Bao vd., 2014). Temel olarak ED' de gürültü giderme, görüntünün her bir eğricik katsayısının belirli bir eşik kuralı ile eşiklenmesine dayanmaktadır. Katsayı, eşik değerinden küçük ise sifra ayarlanır. Katsayı eşik değerinden büyük ise bir işlem yapılmaz ve geri kalan katsayılar ile görüntü geri çatılır.

DD ve ED gibi çok ölçekli çok yönlü dönüşümler geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Ancak bu uygulamalarda da sabit frekans bölümlendirme sorunu ile görüntüler verimli ve doğru bir şekilde temsil edilememiştir. Önerilen örnek seyreltilmemiş Düzgün Olmayan Yönlü Süzgeç Bankası (DOYSB) yöntemi ile istenilen yönlerde frekans bölünmesinin sağlanabildiği ve gürültü giderme işleminin verimli bir şekilde yapılabildiği gözlemlenmiştir. DOYSB sadece düzgün olmayan kama şeklinde alt-bantlara sahip olmakla kalmaz aynı zamanda istenilen yönde frekans bölünmesi sağlar. Bu sayede görüntülerin gerçek geometrik özelliklerine göre yönlü ayırışım ve gösterim yapabilme yeteneği elde edilmiş olur. Önerilen yöntem iki boyutlu YalancıKutupsal Fourier Dönüşümüne (YKFD) dayanmaktadır (Averbuch vd., 2006). YKFD'ye bir boyutlu Örnek Seyreltilmemiş Düzgün Olmayan Süzgeç Bankası (ÖSDSB) uygulandığında iki boyutlu DOYSB elde edilir.

2. Dalgacık Dönüşümü

Temeli Fourier dönüşümüne dayanan, görüntü tanıma, bilgisayar grafikleri, gürültü giderme ve veri sıkıştırma gibi çeşitli sinyal işleme alanlarında kullanılan DD, sinyali farklı frekans değerlerinde ve farklı çözünürlüklerde inceler. Genel olarak DD ile gürültü gidermede uygulanan ilk adımda, gürültülü bir görüntü sinyalinin dalgacık dönüşümü hesaplanır. Daha sonra gürültülü dalgacık katsayıları eşiklenir. Son adım olarak ise kalan kat sayılar ile orijinal görüntü geri çatılır. Uygulanan yöntem, belirli bir genlikten daha küçük dalgacık katsayılarını bastırmak (yumuşak veya sert eşikleme) ve son olarak verileri orijinal haline geri dönüştürmek için dalgacık bazında ayırıştırmaktan oluşur (Baili vd., 2006).

2.1. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) çoklu çözünürlük analizi kavramına dayanmaktadır (Baili vd., 2009). Bir görüntü sinyalinde, sinyal işaretine ait bilgi büyük oranda düşük frekanslı bileşenlerde tutulurken yüksek frekanslı bileşenlerde, ayrıntı ve gürültüyü temsil eden detay bilgi tutulmaktadır (Gupta & Choubey, 2015). ADD' de görüntünün tek seviyeli, alçak ve yüksek geçiren olmak üzere iki filtreden geçirilmesi ile ADD katsayıları $C(\alpha, \tau)$ yaklaşık ve ayrıntı katsayıları olmak üzere iki kısma ayrılır. Burada α parametresi ölçekleme, τ parametresi ise öteleme değeridir.

ADD, görüntü sinyalini, yaklaşık ve detay bilgilerine ayırarak farklı frekans bantlarında ve farklı çözünürlüklerde analiz eder. Yaklaşık katsayıları, $f(k)$ görüntü sinyalinin yüksek ölçekli düşük frekanslı bileşenleri, ayrıntı katsayıları ise düşük ölçekli yüksek frekanslı bileşenlerdir. Alçak geçiren filtrenin çıkışı sinyalin yaklaşık bileşenlerini içerirken, yüksek geçiren filtrenin çıkışı ayrıntı bileşenlerini içermektedir (Baili vd., 2009).

j . seviyedeki $f(k)$ görüntü sinyalinin ADD yaklaşık katsayıları aşağıdaki gibi ifade edilir:

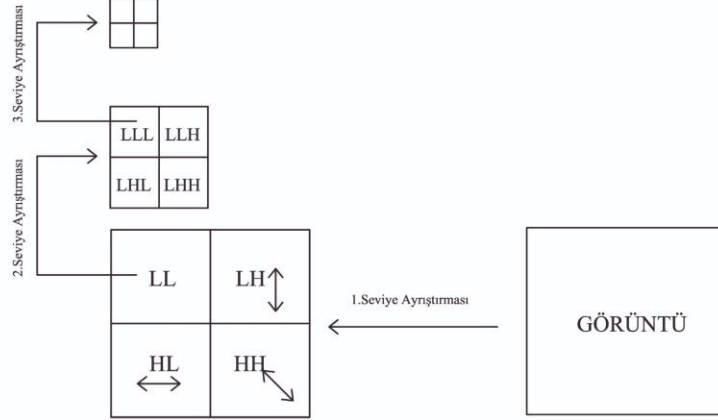
$$A_j = \sum_{n=0}^{\infty} f(n) \phi_{j,k}(n) = \sum_{n=0}^{\infty} f(n) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi\left(\frac{n - k2^j}{2^j}\right) \quad (1)$$

Burada $\phi_{j,k}(n)$, dalgacık fonksiyonu ile ilişkili ölçekleme fonksiyonudur.

Aynı şekilde j . seviyedeki $f(k)$ sinyalinin ADD ayrıntı katsayıları aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$D_j = \sum_{n=0}^{\infty} f(n) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{n - k2^j}{2^j}\right) \quad (2)$$

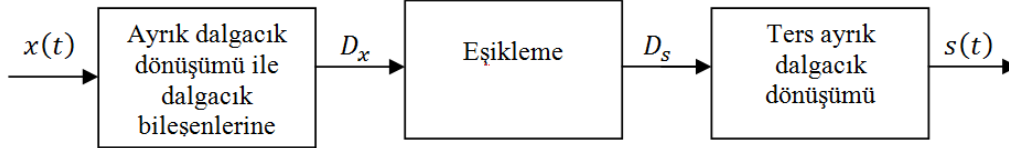
ADD, farklı frekans bantları için değişken boyutlu zaman pencereleri kullanır. Görüntü üzerinde gezdirilen zaman pencereleri ile *LH* (düşük-yüksek geçişli katsayı) ve *HL* (yüksek-düşük geçişli katsayı) bantlarının ortalama filtre ile enerjileri hesaplanır. Filtre çıkışındaki alt bantlarda orijinal görüntüye ait diyagonal, yatay ve dikey bileşenler bulunmaktadır. Şekil 2’ de gösterildiği gibi giriş görüntüsü *LH*, *HL*, *HH* (yüksek-yüksek geçişli katsayı) ve dalgacık katsayılarının analiz edilebildiği *LL* (düşük-düşük geçişli katsayı) alt bandı olmak üzere toplamda 4 alt banda ayrılarak analiz edilmektedir (Gupta & Choubey, 2015).



Şekil 2. ADD için 3 Seviyeli Ayrıştırma.

ADD, dalgacık katsayıları düşük frekansta yavaş geçici değişiklikler ve yüksek frekansta ani değişiklikler gösteren YNR sinyalleri gibi sabit olmayan sinyalleri modellemek için kullanılan güçlü bir tekniktir. ADD kullanılarak bir sinyalin görüntüsü giderilirken, ayrıntı katsayıları çoğunlukla görüntüyü temsil ettiği için ayrıntı katsayıları eşiklenir (Donoho, 1995).

Temel olarak bir ayrık dalgacık dönüşümü yöntemi ile gürültülü bir görüntü sinyalinden gürültü giderme süreci Şekil 3’ de sunulmuştur.



Şekil 3. DD ile Temel Gürültü Giderme Süreci

3. Eğricik Dönüşümü

DD yöntemi görüntü işlemede popüler hale gelmesine rağmen, rastgele yönlendirilmiş kenarları işleyememesi sebebi ile bu eksikliğin giderilmesi için ED önerilmiştir. ED, eğriler boyunca tekillikleri göstermede oldukça başarılı ve yönsel kabiliyeti gelişmiş yöntemdir. ED, her uzunluk ölçeğinde birçok yön ve pozisyona sahip çok ölçekli bir piramittir. Temel olarak ED gürültü giderme algoritması YNR görüntüsüne ait her eğricik katsayısının belirli bir eşik kuralı ile eşiklenmesine dayanmaktadır.

Hızlı Ayrık Eğricik Dönüşümü (HAED) ikiayrıyöntemortayakoyar (Candes vd., 2006):

- Eşit araklı olmayan hızlı Fourier dönüşümü tabanlı ED
- Sarma işlemi tabanlı ED

ED, $C(j, l, k) = \langle f, \phi_{j,l,k} \rangle$ olarak gösterilir ve ifadede yer alan j , l , k sırasıyla ölçek, yön ve konum parametreleridir. Burada $C(j, l, k)$ ölçek, konum ve yöne bağlı bulunan ED katsayılarıdır.

HAED algoritmasının mimarisi sırasıyla aşağıdaki adımlarda verilmiştir:

$\hat{f}[n_1, n_2]$, dijital eğricik dönüşümün giriş olarak kartezyen koordinatlarında aldığı form olan $f[t_1, t_2]$ ' ye ait Fourier dönüşümü olsun. $U_j(w)$ sınırlandırılmış bir pencere olsun ve $U_{j,l}[n_1, n_2]$ $L_{1,j}$ uzunluğunda ve $L_{2,j}$ genişliğinde bir dikdörtgen alan üzerinde sağlansın.

- Öncelikle Fourier örneklerini almak için imgeye iki boyutlu Hızlı Fourier Dönüşüm (HFD) uygulanır.

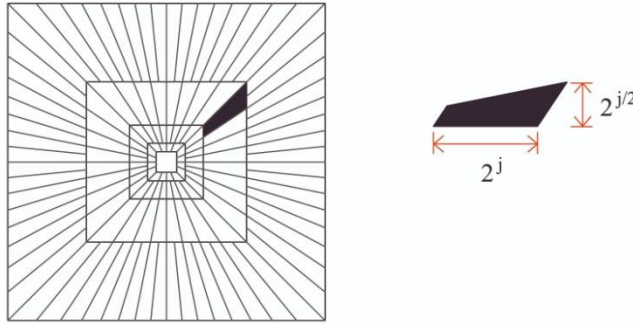
$$f[t_1, t_2], 0 \leq t_1, t_2 < n$$



$$\hat{f}[n_1, n_2], -\frac{n}{2} \leq n_1, n_2 < n/2$$

- Herbir j ölçeği ve l açısı için;

$U_{j,l}[n_1, n_2]\hat{f}[n_1, n_2]$ çarpımı bulunur ve Şekil 4' de sunulan iki boyutlu Fourier frekans düzlemi parabolik kamalara parçalanır. Radyal ve açısal parçalara ayrılan her kama aslında belirli bir ölçek ve açıdaki eğricik katsayısına denk gelir.



Şekil 4. Parabolik Kamalar

- Bulunan çarpım orijin etrafında sarmalanır,

$$\hat{f}_{j,l}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_{j,l}\hat{f})[n_1, n_2]$$

elde edilir. Burada n_1 , ve n_2 aralığı aşağıda gösterildiği gibidir:

$$0 \leq n_1 < L_{1,j}$$

$$0 \leq n_2 < L_{2,j}$$

- Her bir $\hat{f}_{j,l}$ 'e ters iki boyutlu hızlı Fourier dönüşümü uygulanır ve,
- $C^D(j, l, k)$ ve ayrık katsayıları elde edilir (Candes vd., 2006).

HAED algoritması, Fourier örneklerinin sarmalanmasına dayanmaktadır. Bu tersinir bir dönüşümdür ve ters HAED algoritması aşağıdaki adımlarda verilen tüm işlemleri tersine çevirerek hesaplanabilir:

- Her örnek ve açı çifti (j, l) , $W(|\tilde{U}_{j,l}|^2 \hat{f})[m, n]$ ' yi veren; diziyeye karşılık gelen $W(\tilde{U}_{j,l}\hat{f})[m, n]$ ile sarmalanmış eğricik $W(\tilde{U}_{j,l}\hat{f})[m, n]$ çarpılır.
- Frekans düzlemindeki her $W(|\tilde{U}_{j,l}|^2 \hat{f})[m, n]$ dizisi açılır ve $f[m, n]$ ' e eklenir.
- Görüntünün geri çatılması için iki boyutlu ters Fourier Dönüşümü uygulanır (Kumlu, 2018).

ED ile gürültü giderme algoritmasında yapılan ilk adımda Reel değerli eğricik dönüşümü gürültülü görüntüye uygulanır. Daha sonra her bir ED alt bandı için bir eşik değeri hesaplanarak bulunan eşik değerleri;

$$\text{Sert Eşikleme} = \begin{cases} |C_{i,j}| \leq E, & \hat{C}_{i,j} = 0 \\ |C_{i,j}| > E, & \hat{C}_{i,j} = C_{i,j} \end{cases} \quad (3)$$

denklem (3) ile sunulan sert eşikleme kuralı ile en fazla enerji yoğunluğa sahip olan ilk seviye göz ardı edilerek eşik uygulanmamıştır. En küçük katsayılarla sahip en düşük enerji yoğunluklu son seviye ise gürültüden en çok etkilenen kısım olup

bu seviyenin tamamına eşik uygulanmaktadır. Son adım olarak ise kalan kat sayılara ters ED uygulanarak gürlütüsü giderilmiş görüntü elde edilir (Engin & Çavuşoğlu, 2014). ED' de, ölçek ve konum parametrelerinin yanı sıra, görüntünün oldukça fazla sayıda farklı açıya kadar analiz etmesini sağlayan benzersiz bir yön parametresi vardır. Bu nedenle görüntülerde oluşabilecek kenarlar ilgili görüntülerin anizotropik analizi mümkündür (Bao vd., 2014).

4. Önerilen Örnek Seyreltilmemiş Düzgün Olmayan Yönlü Süzgeç Bankası Metodu

Farklı çözünürlüklerde yönlü bilgi elde etmek birçok görüntü işleme uygulamasında önemlidir. Bu nedenle, görüntülerin yön bilgilerini çıkarmak için güçlü bir araç olarak, alt-bant ve esnek yön seçiciliğine sahip Yönlü Süzgeç Bankaları (YSB) büyük ilgi görmektedir (Rosiles ve Smith, 2001; Park vd., 2004). Yönlü süzgeç bankaları yön hassasiyetleri nedeniyle yapı sınıflandırması, özellik çıkarma gibi birçok iki boyutlu sinyal işleme uygulamasında yaygın olarak kullanılmaktadır. YSB' ler ile orijinal görüntü, mükemmel bir şekilde ayrıştırılmış alt bant çıktılarından geri çatılabilir.

YSB' lerin ana dezavantajı, ayrıştırılan alt bantların sabit bir kama şeklinde olması ve başarılı bir şekilde yönlü frekans ayrışımı yapmasına rağmen, ayrışan alt bant çıktılarının, orijinal giriş görüntüsünü görsel olarak farklı frekans bölmesi eşleşmesinden kaynaklanarak deforme etmesidir. Bu çalışmada önerdiğimiz DOYSB, Laplace Piramidi özelliğine sahip olup görüntüleri işlemeyi verimli bir haline getirmektedir. DOYSB' nin düzgün olmayan kama şeklinde alt bantlara sahip olmakla kalmayıp aynı zamanda istenilen yönde frekans bölümlenmesi sağlanması, esnek yön bilgisi çıkarma ve çeşitli yönlü ayrıştırma yöntemlerine kıyasla daha üstün performans sunacağını göstermektedir (Fang vd., 2018).

Temeli ayrı zamanlı YKFD' ye dayanan iki boyutlu DOYSB, YKFD' ye bir boyutlu ÖSDSB uygulanarak elde edilir. Kısaca açıklayacak olursak iki boyutlu DOYSB tasarlamak, bir boyutlu ÖSDSB ile YKFD' nin kombine edilmiş halidir (Liang vd., 2010).

YKFD, yalancı kutupsal ızgarasındaki görüntülerin iki boyutlu ayrık Fourier dönüşümünü hesaplar. Bu ızgara temel olarak dikey (TD) ve temel olarak yatay (TY) olmak üzere iki alt gruba ayrılır (Liu, vd., 2005).

Sonlu bir değer dizisinden oluşan bir $N \times N$ görüntüsü verildiğinde, $\{x(n_1, n_2)\}_{n_1, n_2=0}^{N-1, N-1}$, de verilen $N \in \mathbb{N}'$ dir. TD ve TY alt kümeleri ise matematiksel olarak;

$$TD = \begin{cases} \omega_y = \frac{\pi l}{N}, & -N \leq l < N \\ \omega_x = \omega_y \cdot \frac{2m}{N}, & -\frac{N}{2} \leq m < \frac{N}{2} \end{cases} \quad (4)$$

$$TY = \begin{cases} \omega_x = \frac{\pi l}{N}, & -N \leq l < N, \\ \omega_y = \omega_x \cdot \frac{2m}{N}, & -\frac{N}{2} < m \leq \frac{N}{2}. \end{cases} \quad (5)$$

şeklinde ifade edilir (Fang vd., 2018).

Burada, ω_x , ω_y sırasıyla x eksen ve y eksen boyunca ızgara noktalarının koordinatlarıdır. N , zaman alanında karşılık gelen görüntü sinyalinin boyutudur. Aynı zamanda $\omega_x/\omega_y = 2m/N$ ve $\omega_y = \pi l/N$; $\omega_y/\omega_x = 2m/N$ ve $\omega_x = \pi l/N$ eşitliklerinden yola çıkarak m ' nin eğim yönünü, l ' nin ise radyal yönü ifade ettiği görülmektedir (Fang vd., 2018).

Kartezyen frekans koordinatlarında ayrıştırılamayan TD ve TY alt kümeleri, YKFD koordinatlarında ayrıştırılabilir. TD ve TY alt kümelerindeki $N \times N$ görüntüsünün $x(n_1, n_2)$ YKFD' si sırasıyla (3) ve (4) numaralı denklemler ile gösterilmiştir. Yatay eksenlere göre $X_{TD}(m, l)$ ve $X_{TY}(m, l)$ ye bir boyutlu ÖSDSB uygulanırsa $X_{TD}(m, l)$ ve $X_{TY}(m, l)$ düzgün olmayan dikdörtgen desteklerle alt bantlara ayrıştırılmış olurlar. Her bir dikdörtgen desteğinin, Kartezyen frekans koordinatlarında kama şeklindeki bölgeye karşılık geldiği (Liang vd., 2010) tarafından gösterilmiştir.

Tasarımın basitleştirilmesi amacıyla iki alt kümede birleştirilerek bir boyutlu ÖSDSB uygulanmalıdır. Eğer iki alt kümede ayrı bir şekilde ele alınacak olursa gerekli diyagonal bilgiler YNR görüntüsünden çıkarılamaz.

TD ve TY alt kümelerinin birleştirilmesi için yapılması gereken ilk adım; her iki alt kümenin de başlangıç noktasının sağ veya sol tarafta bulunmasını sağlamaktır. TD ve TY alt kümelerinin birleştirilebilmesi için iki alt küme sol tarafta toplanır. Daha sonra $X_{TD}(m, l)$ $3N/2$ kadar sola ; $X_{TY}(m, l)$ önce sağa/sola çevirip sonrasında $N/2$ kadar sola kaydırılır (Liang vd., 2010).

$$\begin{aligned} X_{TD}(\omega_x, \omega_y) &= X_{TD}(m, l) = \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} x(n_1, n_2) \exp(-i(n_1 \omega_x + n_2 \omega_y)) \\ &= \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} x(n_1, n_2) \exp\left(-i\left(n_1 \frac{2\pi m l}{N^2} + n_2 \frac{\pi l}{N}\right)\right) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned}
 X_{TY}(\omega_y, \omega_x) &= X_{TY}(m, l) = \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} x(n_1, n_2) \exp(-i(n_1\omega_x + n_2\omega_y)) \\
 &= \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} x(n_1, n_2) \exp\left(-i\left(n_1 \frac{\pi l}{N} + n_2 \frac{2\pi m l}{N^2}\right)\right)
 \end{aligned} \tag{7}$$

$$X_{PPFD}(k_1, k_2) = \begin{cases} X_{TD}\left(k_1 + \frac{3N}{2}, k_2\right), & -2N \leq k_1 < -N, -N \leq k_2 < N \\ X_{TY}\left(-\frac{N}{2} - k_1, k_2\right), & -N \leq k_1 < 0, -N \leq k_2 < N \end{cases} \tag{8}$$

TD ve TY alt kümelerinin bir koordinat sisteminde birleştirilmiş hali (Liang vd., 2010) tarafından gösterilmiştir.

$X_{PPFD}(k_1, k_2), [-\pi, 0] \times [-\pi, \pi]$ bölgesi için, iki boyutlu sinyalin kartezyen iki boyutlu ayrık Fourier dönüşümü olarak ele alınırken, $[0, \pi] \times [-\pi, \pi]$ karşı bölgesi için, iki boyutlu sinyalin ayrık Fourier dönüşümü 0 olarak ayarlanır (Liang vd., 2010).

$x'(n_1, n_2)$ iki boyutlu sinyalinde;

$$n_1 = 0, 1, \dots, 4N - 1 \text{ ve}$$

$$n_2 = 0, 1, \dots, 2N - 1 \text{ dir.}$$

$X'(k_1, k_2)$ iki boyutlu kartezyen ayrık Fourier dönüşümü için ise;

$$k_1 = -2N, -2N + 1, \dots, 2N - 1 \text{ ve}$$

$$k_2 = -N, -N + 1, \dots, N - 1 \text{ olarak ifade edilir.}$$

İki boyutlu kartezyen ayrık Fourier dönüşüm ızgarası ile $\omega_x = 2\pi k_1/4N$ ve $\omega_y = 2\pi k_2/2N$ eşitliklerinden (6) ve (7) numaralı denklemler yazılabilir (Liang vd., 2010).

$$X'(k_1, k_2) = \begin{cases} X_{PPFD}(k_1, k_2), & -2N \leq k_1 < 0, & -N \leq k_2 < N \\ 0, & 0 \leq k_1 < 2N - 1, & -N \leq k_2 < N \end{cases} \tag{9}$$

$$\begin{aligned}
 X'(\omega_x, \omega_y) &= X'(k_1, k_2) = \sum_{n_1=0}^{4N-1} \sum_{n_2=0}^{2N-1} x'(n_1, n_2) \exp(-i(n_1\omega_x + n_2\omega_y)) \\
 &= \sum_{n_1=0}^{4N-1} \sum_{n_2=0}^{2N-1} x'(n_1, n_2) \exp\left(-i\left(n_1 \frac{2\pi k_1}{4N} + n_2 \frac{2\pi k_2}{2N}\right)\right)
 \end{aligned} \tag{10}$$

$X_{PPFD}(k_1, k_2), X'(\omega_x, \omega_y)$ ' nin Kartezyen ızgarası göstermektedir. $X'(\omega_x, \omega_y)$ ' nin ω_x koordinatı boyunca periyodu 2π ' dir.

İki boyutlu DOYSB tasarımı için bir boyutlu ÖSDSB tasarım tekniğinden yola çıkılır ve geri çatma tekniği olan ve (Chen vd., 2006)' de sunulan tasarım tekniği seçilir.

İlk olarak k_{iyatay} eksenini boyunca $X'(\omega_x, \omega_y)$ ' nin ayrık versiyonu olan örneklenmemiş ÖSDSB'den $X'(k_1, k_2)$ ' e M kanalı seçilir. Bu, $H_k(k_1)$ ' nin kullanılan bir boyutlu ÖSDSB' nin analiz filtrelerinin Kartezyen ayrık Fourier Dönüşümü olduğu M düzgün olmayan alt bantlar $X_k'(k_1, k_2), k = 0, 1, \dots, M - 1$ oluşturur. Her $X_k'(k_1, k_2)$ ' nin bir dikdörtgen desteği vardır ve her dikdörtgen desteği Kartezyen frekans koordinatlarındaki kama şeklindeki bir bölgeye karşılık gelir (Liang vd., 2010).

Bu oluşan alt bantların uzamsal versiyonlarını elde etmek için ilk adım olarak aşağıda gösterilen kombinasyon ve dönüşümün ters işlemleri yapılır:

Her bir $X_k'(k_1, k_2)$ alt bandı $X_{PPFD,k}(k_1, k_2)$ ' ye dönüştürülür.

$$X_{PPFD,k}(k_1, k_2) = X_k'(k_1, k_2), \quad -2N \leq k_1 < 0, -N \leq k_2 < N \tag{11}$$

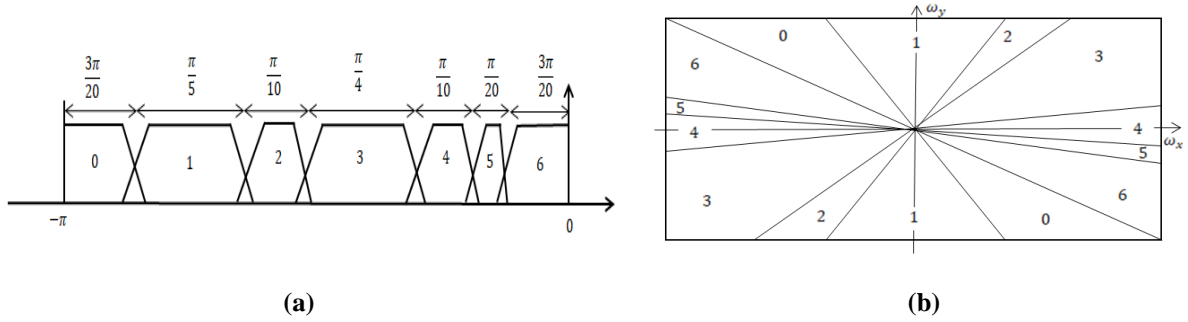
$X_{PPFD,k}(k_1, k_2)$ TD ve TY alt kümelerine göre YKFD, $X_{TD,k}(m, l)$ ve $X_{TY,k}(m, l)$ haline bölünür (Liang vd., 2010).

$$\begin{cases} X_{TD,k}(m, l) = X_{PPFD,k}\left(m - \frac{3N}{2}, l\right), & -\frac{N}{2} \leq m < \frac{N}{2}, -N \leq l < N \\ X_{TY,k}(m, l) = X_{PPFD,k}\left(-\frac{N}{2} - m, l\right), & -\frac{N}{2} < m \leq \frac{N}{2}, -N \leq l < N \end{cases} \quad (12)$$

Bir sonraki adıma gelince, ters YKFD algoritması ile $X_{TD,k}(m, l)$ ve $X_{TY,k}(m, l)$, YKFD koordinat düzleminde uzamsal alana dönüştürülür. Elden edilen uzamsal alt bantlar düzdün olmayan kama şeklindeki frekans desteklerine sahiptir ve

$x_k(n_1, n_2), k = 0, 1, \dots, M - 1$ olarak belirtilirler.

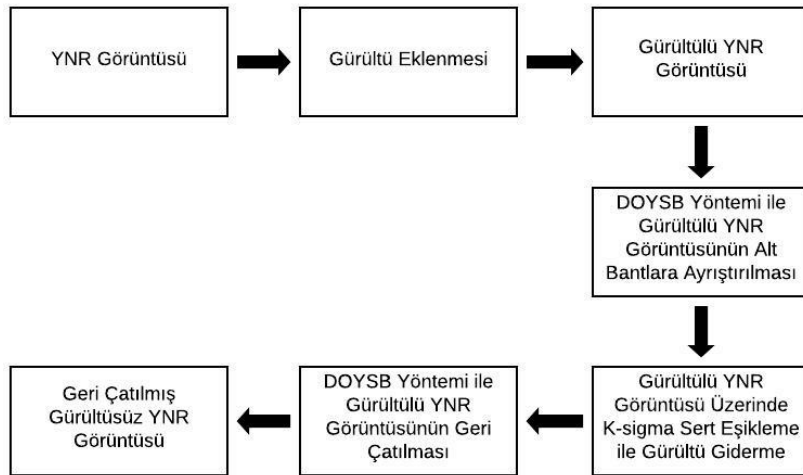
Bu iki adımın sonucu olarak iki boyutlu DOYSB yönlü alt bantları elde edilir. Ayırıştırma prosedürlerinin ters işlemleri yapılarak giriş görüntüsü geri çatılabilir. YKFD tam olarak tersine çevrilebildiği için bu makalede önerilen DOYSB' nin geri çatılma performansı sadece bir boyutlu ÖSDSB' nin performansına dayanmaktadır. Aynı zamanda yönlü alt bantların frekans seçiciliği, bir boyutlu ÖSDSB filtrelerinin frekans seçiciliğine bağlıdır (Liang vd., 2010).



Şekil 5. (a) Bir Boyutlu 7 Kanallı ÖSDSB Frekans Bölümlemesi (b) İki Boyutlu DOYSB Karşılık Geldiği Frekans Bölümlemesi

Esnek frekans bölümlenmesinin daha iyi anlaşılabilmesi için ortaya çıkan yönlü alt bantların tek tip olmadığı, diyagonal, dikey ve yatay alt bantların elde edilebileceği örnek bir yedi kanallı ÖSDSB seçilsin. Bir boyutlu ÖSDSB' nin frekans bölümlenmesi, Şekil 5 (a) ' da gösterilmiştir. Burada 0 ile 6 arasındaki sayı, bant endeksini gösterir. Şekil 5(b) de gösterildiği gibi Kartezyen frekans düzleminin düzgün olmayan bölümlenme elde edilir. Ayrıca diyagonal, yatay ve dikey alt bantlar elde edilir. Bu örnekle, önerilen iki boyutlu DOYSB' nin bölümlendirilmesinin yalnızca bir boyutlu ÖSDSB bölümlenmesine bağlı olduğunu görebiliriz (Fang vd., 2018; Liang vd., 2010).

Önerilen DOYSB' nin görüntü detaylarını yakalama yeteneğini göstermek için görüntü üzerinde iki seviyeli düzgün olmayan bir ayırıştırma yapılır. Birinci seviye ayırıştırma ile alçak geçişli x_a^1 , yüksek geçişli x_d^1 katsayıları elde edilir. İkinci seviye ayırıştırma ise birinci seviye ayırıştırma elde edilen alçak geçişli x_a^2 , alçak geçişli x_d^2 ve bant geçişli x_b^2 katsayılarına ayırıştırılır. Yüksek geçişli x_d^1 ve bant geçişli x_b^2 katsayıları benzer yön frekans dağılımına sahiptir. Ayırıştırmanın sonunda ters DOYSB işlemi yapılarak giriş görüntüsü geri çatılır (Liang vd., 2010).



Şekil 6. DOYSB Gürültü Giderme Algoritması Akış Diyagramı

Şekil 6'da DOYSB yöntemi ile gürültü giderme algoritmasına ait akış diyagramı sunulmuştur. DOYSB yönteminde, görüntüde gürültü giderme algoritması için ÖŞÇD' nin iyi performansı dikkate alınarak (Da Cunha vd., 2006), daha önce yapılan çalışmalar tekrar edilir ve algoritmada her alt bant katsayısı üzerinde eşik değeri $T_{i,j} = K\sigma_{Nij}$ olarak seçilerek sert eşikleme uygulanır. Birkaç

normalize edilmiş gürültülü görüntü için varyansların hesaplandığı ve daha sonra sonuçların stabilize edileceği bir ortalamanın alındığı Monte Carlo tekniği kullanılmıştır. Bu işlem de *K-sigma* eşliği olarak adlandırılmıştır (Starck vd., 2002).

Çalışmada, alçak geçiş katsayıları için $K = 0$, bant geçiş ve yüksek geçiş katsayıları için sırasıyla $K = 3$ ve $K = 4$ ayarlanmıştır. Burada DOYSB için beş ölçekli ayrışma ve 4, 8, 8, 16, 16 yönlerini kullanılmıştır. Önerilen DOYSB için filtre boyutu 33' tür ve Kaiser penceresi kullanılmıştır.

5. Bulgular ve Tartışmalar

DD, ED ve önerilen DOYSB yöntemlerinin performansı, gprMax benzetim programı kullanılarak üretilen benzetim veri seti üzerinde çalışılarak farklı deneme senaryoları ile karşılaştırılmıştır. GprMax farklı kurulumlar altında elektromanyetik dalga yayılımı simülasyonu yapan açık kaynaklı bir yazılımdır (Warren & Giannopoulos, 2011). Özel senaryolar bu simülasyon programı kullanılarak kolayca oluşturulabilir. GprMax benzetim programının önemli özelliklerinden biri, birçok YNR uygulaması için farklı hedef materyali tiplerine sahip nesnelere ile birlikte gerekli olan farklı toprak tipi ve gömülme derinliklerine sahip senaryolar oluşturabilmesidir. Bu çalışmada 0,1,2,4 ve 10 cm gömülme derinliklerine ve kuru kum, nemli kum, ıslak kum, kuru kil, ıslak kil ve kuru kum kil toprak tiplerine, her biri özelinde sırasıyla alüminyum ve plastik hedef materyali tipine sahip hedefler yerleştirilerek her senaryo için çalışma yapılmış olup sonuçları sunulmuştur.

Oluşturulan benzetim veri setinde iki farklı nesne, altı farklı toprak tipi ve beş farklı gömülme derinliği ile görüntüler bulunmaktadır. Bu değişkenlerin YNR performansı üzerinde önemli etkilerinin olduğu gözlemlenmiştir. Performansı etkileyebilecek en önemli iki parametre dielektrik sabiti ve iletkenliktir. Bu nedenle, toprak tipi YNR performansının önemli parametrelerinden biridir, çünkü daha iletken bir toprak (daha ıslak veya daha fazla kil içeriğine sahip olan) kuru kum gibi düşük iletken olan toprak tipine kıyasla daha fazla enerji sömürmesine neden olur. Gömülü nesnenin elektriksel özellikleri de performansı etkiler. Yüksek iletkenlik, YNR sinyalinin zayıflamasına neden olur ve metal olmayan nesnelere algılanmasını zorlaştırır. Diğer önemli parametre ise gömülü nesnenin derinliğidir. Çünkü elektromanyetik dalgalar nüfuz etme derinliği arttıkça zayıflar.

Hedef materyali tipi farklı iki nesne imgesine de sırasıyla gürültü (SNR=20 dB ve SNR=30 dB) eklenerek farklı toprak tiplerine ve farklı derinliklere gömülmesi ile gerçekleştirilen çalışma, DD, ED ve DOYSB yöntemleri ile birlikte tüm deneme senaryoları için tekrarlanmıştır.

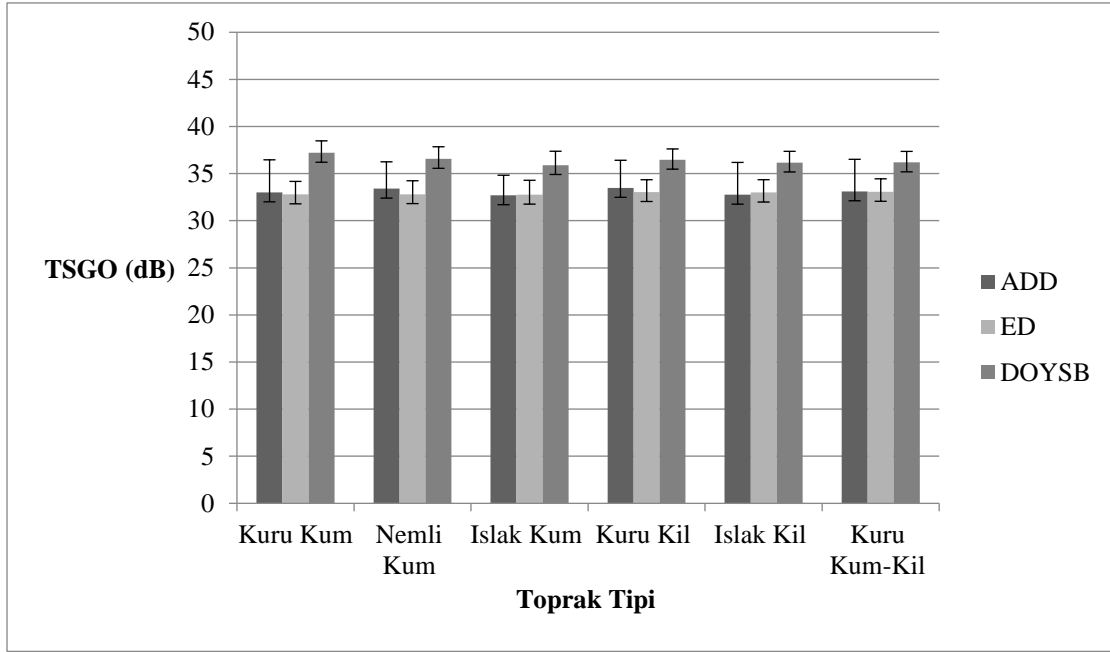
Önerilen yöntemin başarımı ve görüntü kalitesini ölçmek için gürültü giderimi sonrasında her gürültü giderme tekniği ve her senaryo için geri çatılan görüntülerin TSGO (Tepe Sinyal- Gürültü- Oranı) değerleri hesaplanmıştır.

$$TSGO = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad 13$$

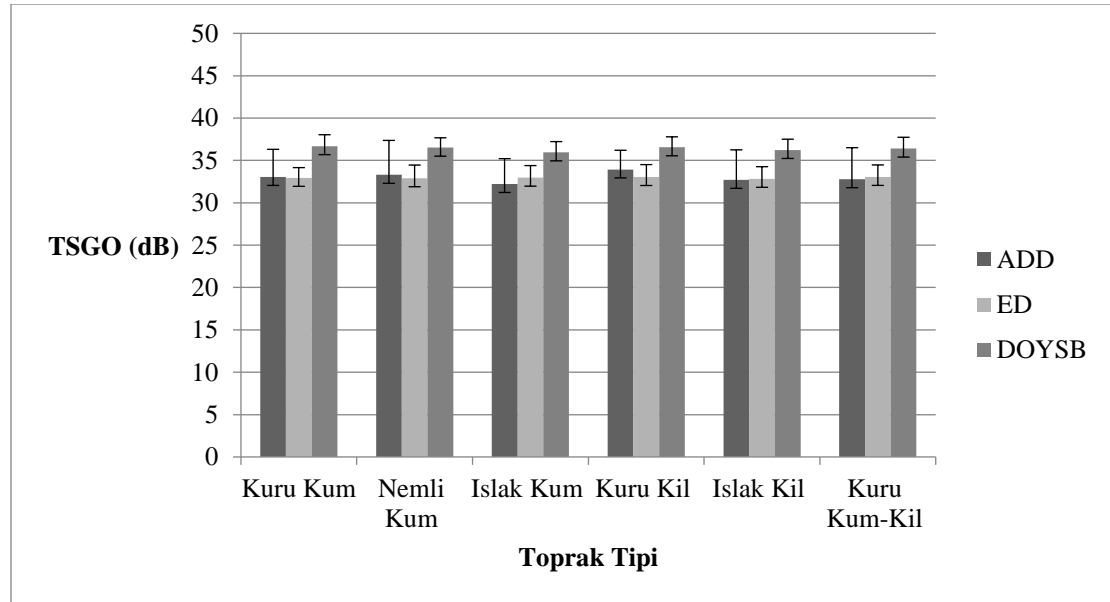
$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - Y(i,j))^2}{M \times N} \quad 14$$

14 numaralı denklemde ifade edilen M ve N giriş YNR veri matrisinin boyutları olup $X(i,j)$ referans görüntü ve $Y(i,j)$ ise geri çatılan gürültüden arındırılmış görüntüsü temsil etmektedir.

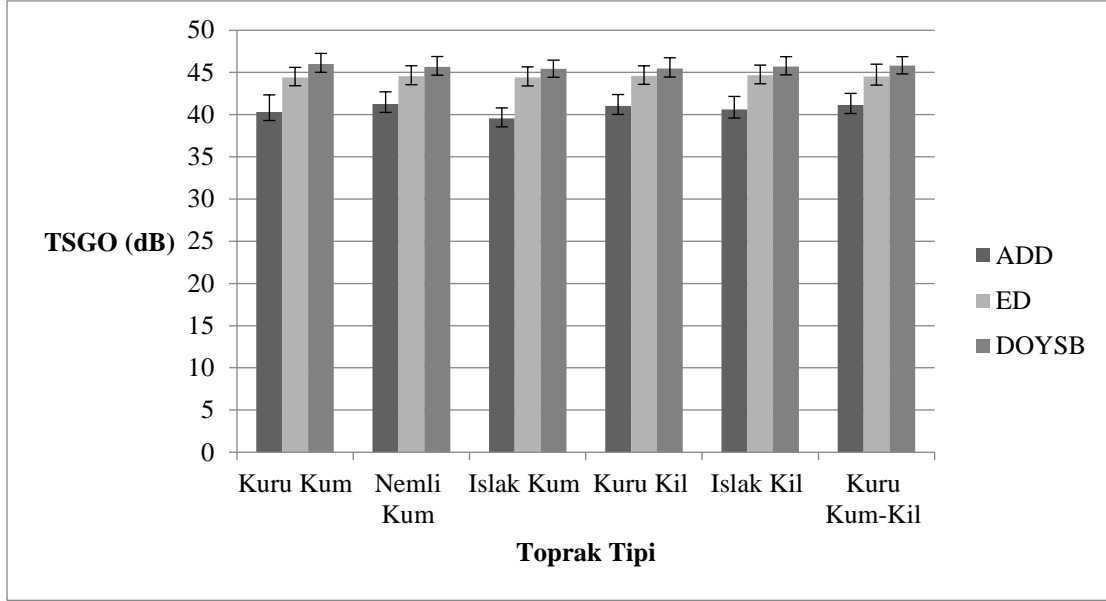
Tüm algoritmalar dört farklı senaryoda test edilmiştir ve sonuçlar Şekil 7-14' de gösterilmiştir. Orijinal giriş YNR görüntüsüne rastgele olacak şekilde gürültü eklendiği için ve TSGO değerlerinin değişmesi nedeniyle her yöntemde tüm senaryolar 100 kere çalıştırılarak ortalama TSGO değeri raporlanmış ve standart sapmaları hata barları ile birlikte sunulmuştur. Şekil 7, 8, 9 ve 10' da, sırasıyla SNR=20 dB ve SNR=30 dB gürültü ile 2 cm gömülme derinliğinde, alüminyum ve plastik nesne için çeşitli toprak tiplerinin etkileri çalışılmıştır. Genel olarak, çoklu-çözünürlük temelli yöntemlerden, önerilen DOYSB, ED ve DD' ye kıyasla tüm toprak tipleri için üstün performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Gömülen her iki farklı hedef materyali tipine sahip nesne için tüm algoritmaların toplam TSGO değerleri incelendiğinde, DOYSB' nin, en yakın takip eden algoritma olan ED' ye kıyasla yaklaşık %6 daha yüksek TSGO değerine sahip olduğu görülmektedir.



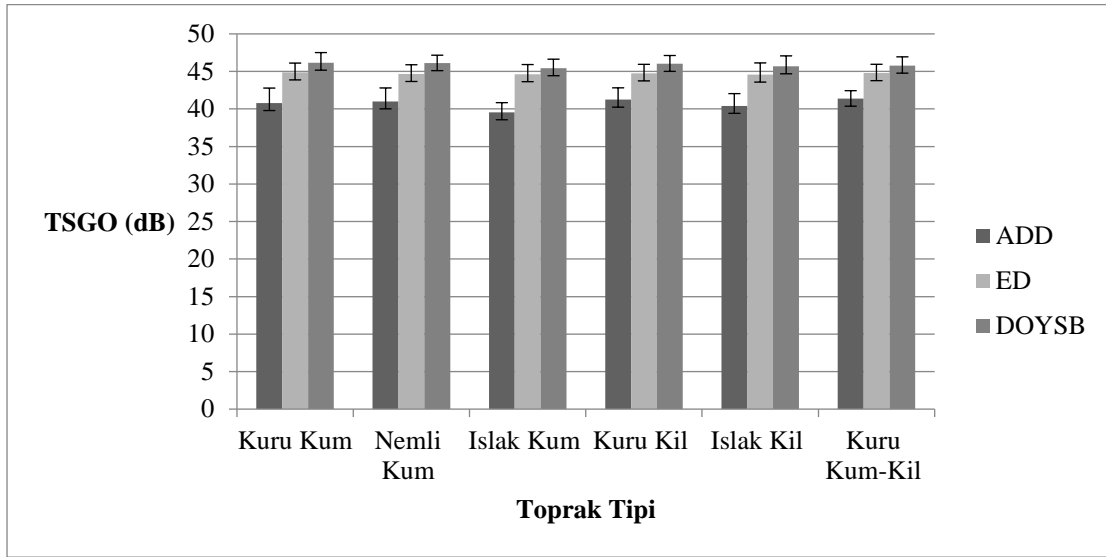
Şekil 7. SNR=20 dB için Alüminyum Nesne



Şekil 8. SNR=20 dB için Plastik Nesne

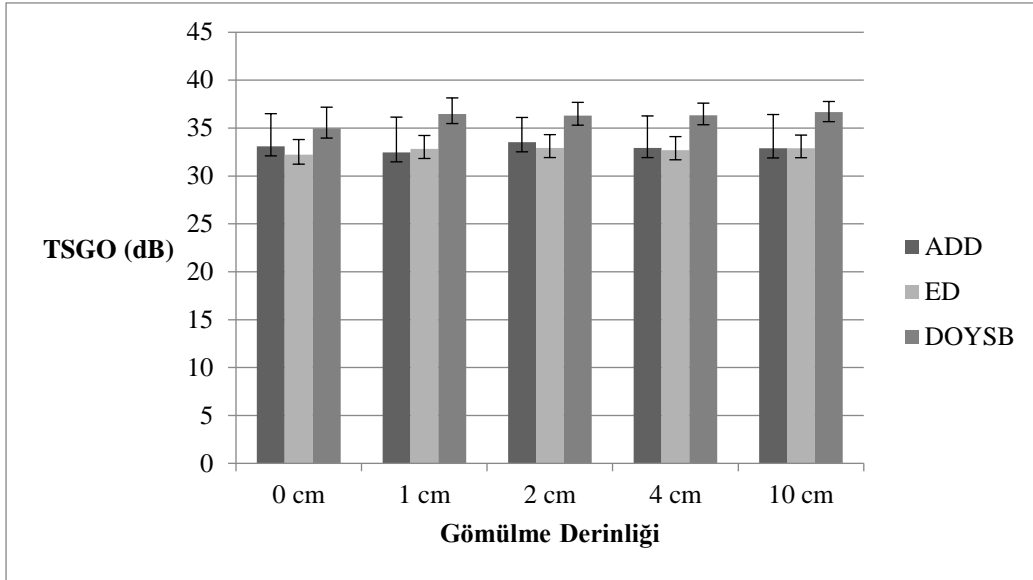


Şekil 9. SNR=30 dB için Alüminyum Nesne

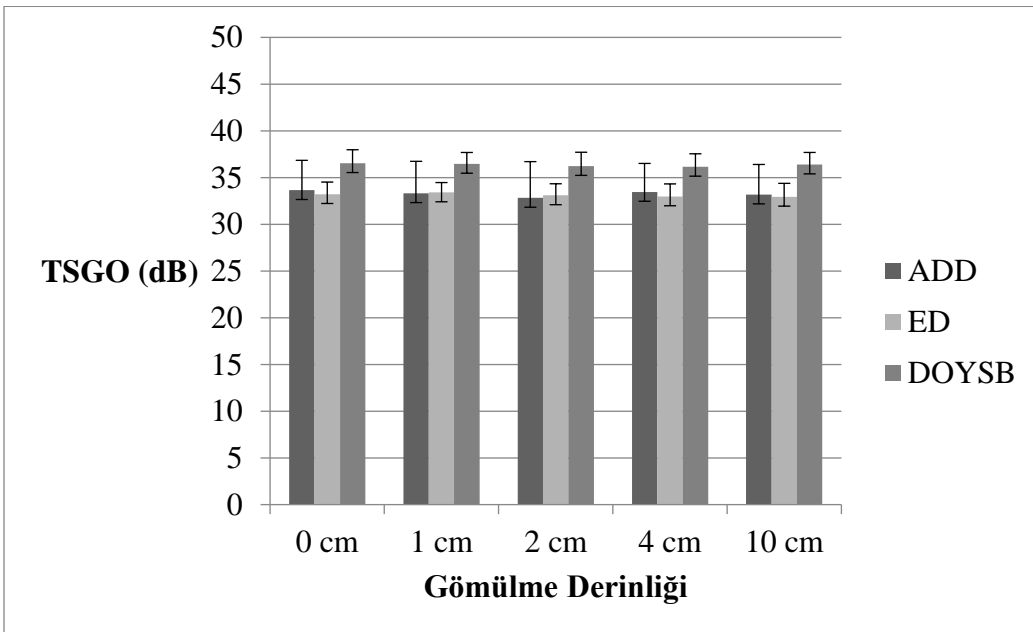


Şekil 10. SNR=30 dB için Plastik Nesne

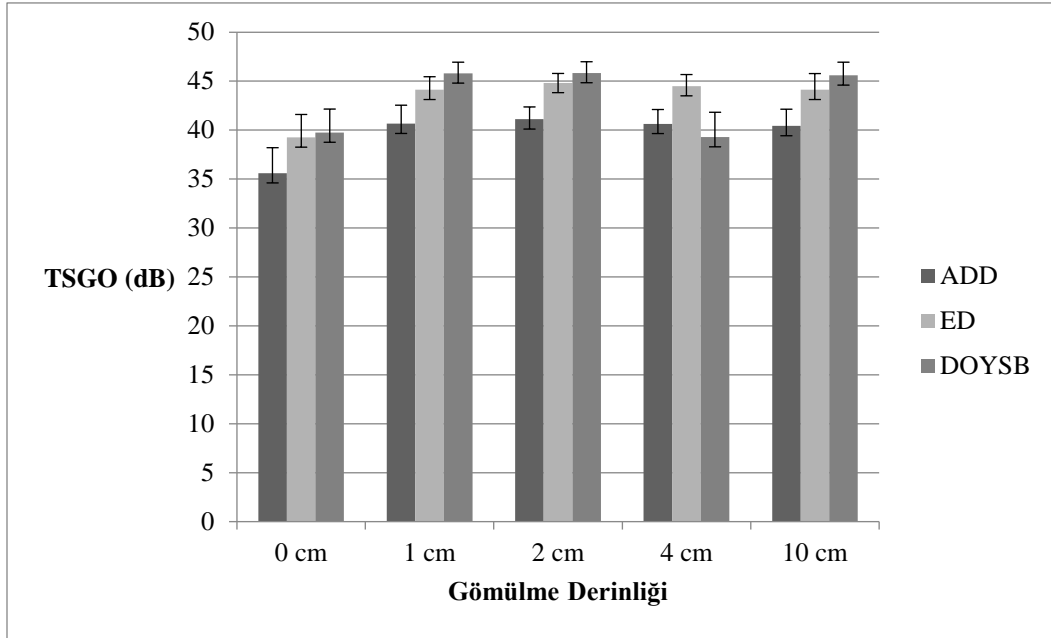
Şekil 11, 12, 13 ve 14' de alüminyum ve plastik nesne için her ikisinin aynı toprak tipinde sırasıyla SNR=20 dB ve SNR=30 dB gürültü ile farklı gömülme derinliklerinin etkisi araştırılmış ve TSGO sonuçları rapor edilmiştir. Önceki senaryoda olduğu gibi önerdiğimiz DOYSB, ED ve DD' ye kıyasla daha iyi performans göstermiştir. Gömülen her iki farklı hedef materyali tipine sahip nesne için tüm algoritmaların toplam TSGO değerleri incelendiğinde, SNR=20 dB gürültü seviyesinde alüminyum hedef materyali tipine sahip nesne için, DOYSB' nin en yakın takip eden algoritma olan ED' ye kıyasla yaklaşık %10, plastik hedef materyali tipine sahip nesne için DOYSB' nin en yakın takip eden algoritma olan ED' ye kıyasla yaklaşık %9 daha yüksek TSGO değerine sahip olduğu; SNR=30 dB gürültü seviyesinde alüminyum hedef materyali tipine sahip nesne için, DOYSB' nin en yakın takip eden algoritma olan ED' ye kıyasla yaklaşık % 3, plastik hedef materyali tipine sahip nesne için DOYSB' nin en yakın takip eden algoritma olan ED' ye kıyasla yaklaşık % 3 daha yüksek TSGO değerine sahip olduğu görülmekte olup, önerilen yöntemin, yüksek TSGO değerleri ile tüm derinliklerde en iyi sonuçları sunduğu gözlemlenmiştir.



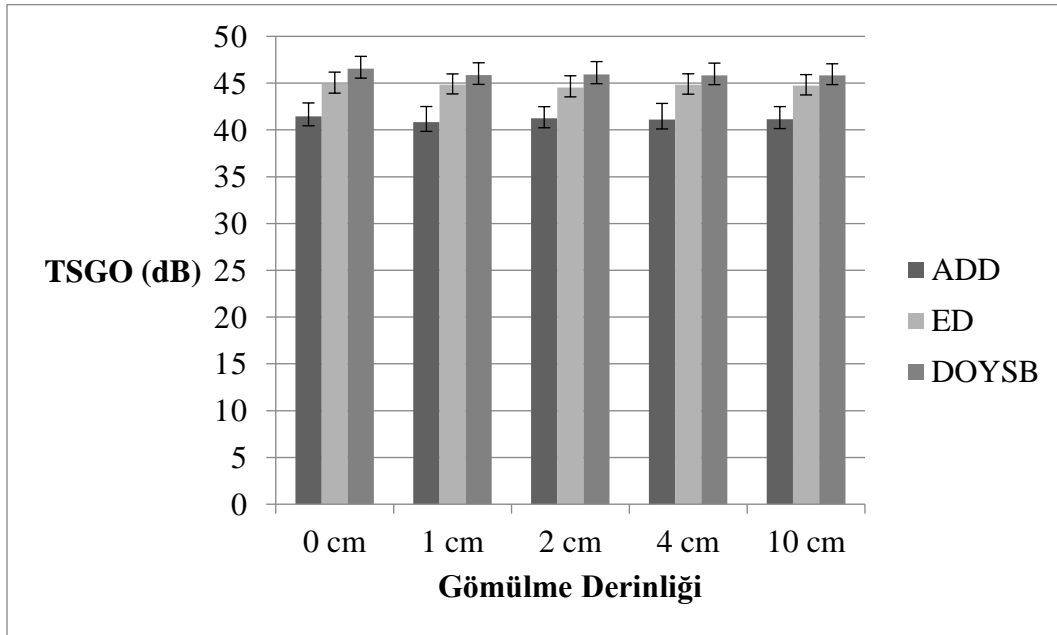
Şekil 11. SNR =20 dB için Alüminyum Nesne



Şekil 12. SNR=20 dB için Plastik Nesne

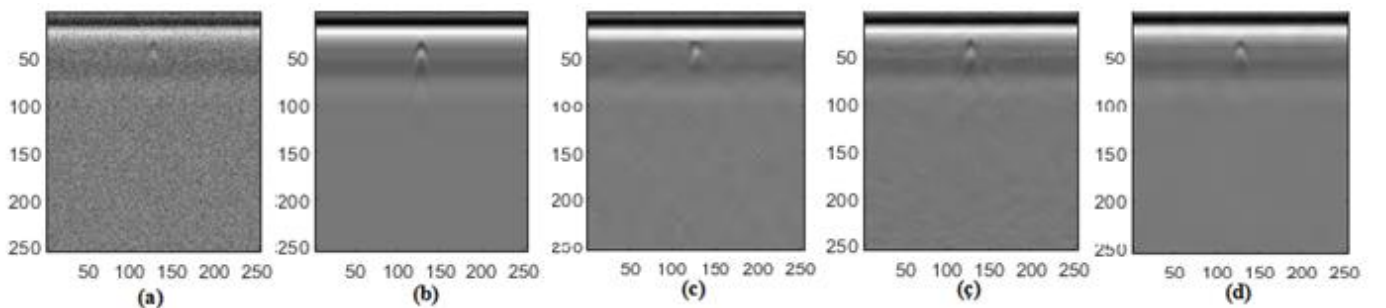


Şekil 13. SNR=30 dB için Alüminyum Nesne

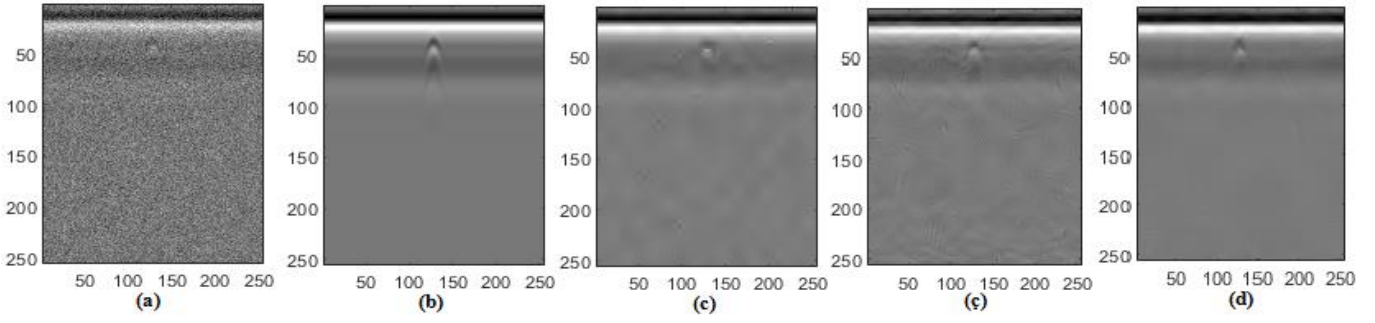


Şekil 14. SNR=30 dB için Plastik Nesne

Şekil 15 ve 16, sırasıyla görsel inceleme için tüm algoritmaların bir sonucu olarak gürültülü (SNR=20 dB ve SNR=30 dB), referans ve gürültüden arındırılmış görüntüleri göstermektedir. Sonuçlar DOYSB' nin görsel olarak en iyi performansı sunduğunu, ancak diğer çoklu çözünürlük yöntemlerinin de hedef tespiti ve sinyal gücü anlamında kabul edilebilir bir performans gösterdiğini göstermektedir.



Şekil 15. (a) Gürültülü ham görüntü (SNR=20 dB) Görüntü (b) Referans görüntü (c) ADD (ç) ED (d) DOYSB.



Şekil 16. (a) Gürültülü ham görüntü (SNR=30 dB) Görüntü (b) Referans görüntü (c) ADD (ç) ED (d) DOYSB.

Aynı zamanda DD, ED ve önerilen DOYSB yöntemlerinin sahip oldukları işlem yükleri Tablo 1' de sunulmuştur (Candes vd., 2006; Liang vd., 2010) ve DOYSB' nin işlem yükü ED ile aynıdır fakat performans açısından DOYSB ED' ye göre üstünlük göstermektedir.

Tablo 1. Yöntemlerin İşlem Yükü

Yöntem	İşlem Yükü
DOYSB	$O(N^2 \log N)$
ED	$O(N^2 \log N)$
ADD	$O(N \log N)$

6.Sonuçlar

Bu çalışma temelde YNR görüntülerindeki gürültü giderme tekniklerinin performans değerlendirmelerine yönelik, çeşitli senaryolar altında çoklu çözünürlük tabanlı yöntemlerin birbiri ile ayrıntılı bir karşılaştırmasını sunmaktadır. YNR gürültü giderme günümüzde önemli sorunlardan biri olduğu için, literatürde bu konu ile ilgili birçok çok çözünürlüklü çalışma mevcuttur. Ancak mevcut çalışmalar, sabit frekans bölümlenmesi yapması sebebiyle YNR görüntülerinde yetersiz kalabilmektedir. Bu çalışmada toprak tipi, gömülme derinliği ve hedef materyal tipi gibi farklı YNR görüntüleri içeren simülasyon veri seti kullanılarak, önerilen yöntem ve literatürde var olan mevcut yöntemlerin performans değerlendirmesi yapılmıştır. Yapılan sayısal ve görsel analizler kapsamında önerilen DOYSB' nin, esnek frekans bölme ve alt bant aralığı görüntü frekans dağılımına uyarlanabilir olması nedeniyle, ölçüm metriğimiz olan TSGO cinsinden karşılaştırılan DD ve ED yöntemlerinden üstün olduğu görülmektedir. Aynı zamanda, popüler ED ve önerilen DOYSB yöntemi aynı işlemsel karmaşıklığa sahip olduğu halde önerilen yöntemin daha iyi bir performans sergilediği gösterilmiştir. Her iki yöntemde DD' ye göre daha iyi bir performans sergilemiştir. Simülasyon veri setleri için görsel ve sayısal sonuçlarda önerilen DOYSB yönteminin üstünlüğü vurgulanmıştır.

Kaynaklar

- Averbuch, A., Coifman, R. R., Donoho, D. L., Elad, M., & Israeli, M. (2006). Fast and accurate polar Fourier transform. *Applied and computational harmonic analysis*, 21(2), 145-167. doi: 10.1016/j.acha.2005.11.003.
- Baili, J., Lahouar, S., Hergli, M., Al-Qadi, I. L., & Besbes, K. (2009). GPR signal de-noising by discrete wavelet transform. *Ndt & E International*, 42(8), 696-703. doi: 10.1016/j.ndteint.2009.06.003.
- Baili, J., Lahouar, S., Hergli, M., Amimi, A., & Besbes, K. (2006). Application of the discrete wavelet transform to denoise GPR signals. In *2nd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing, Marrakech, Morocco* (p. 11).
- Bao, Q. Z., Li, Q. C., & Chen, W. C. (2014). GPR data noise attenuation on the curvelet transform. *Applied Geophysics*, 11(3), 301-310.
- Brunzell, H. (1999). Detection of shallowly buried objects using impulse radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 37(2), 875-886. doi: 10.1109 / 36.752207.
- Candes, E., Demanet, L., Donoho, D., & Ying, L. (2006). Fast discrete curvelet transforms. *Multiscale Modeling & Simulation*, 5(3), 861-899. doi: 10.1137/05064182X.
- Chen, X. Y., Xie, X. M., & Shi, G. M. (2006, May). Direct design of near perfect reconstruction linear phase nonuniform filter banks with rational sampling factors. In *2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings* (Vol. 3, pp. III-III). IEEE. doi: 10.1109/ICASSP.2006.1660638.
- Da Cunha, A. L., Zhou, J., & Do, M. N. (2006). The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications. *IEEE transactions on image processing*, 15(10), 3089-3101. doi: 10.1109/TIP.2006.877507.

- Dai, L., Zhang, Y., & Li, Y. (2013). Bm3d image denoising algorithm with adaptive distance hard-threshold. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6(6), 41-50.
- Donoho, D. L. (1995). De-noising by soft-thresholding. *IEEE transactions on information theory*, 41(3), 613-627. doi: 10.1109 / 18.382009.
- Engin, M. A., & Çavuşoğlu, B. (2014, April). Curvelet transform based image denoising via Gaussian mixture model. In *2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1499-1502). IEEE. doi: 10.1109/SIU.2014.6830525
- Fang, L., Ye, L., Tie, Y., Zhong, W., & Zhang, Q. (2018). Design of linear-phase nonsubsampling nonuniform directional filter bank with arbitrary directional partitioning. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 51, 23-28. doi: 10.1016/j.jvcir.2017.12.013.
- Gupta, D., & Choubey, S. (2015). Discrete wavelet transform for image processing. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 4(3), 598-602.
- Kaplan, N. H., & Erer, I. (2012, July). Bilateral pyramid based pansharpening of multispectral satellite images. In *2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 2376-2379). IEEE.
- Kaynak, S., Kumlu, D., & Erer, I. (2017). Multiscale directional bilateral filter based fusion of satellite images. In *2017 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)* (pp. 1161-1165). IEEE.
- Kumlu, D., & Erer, I. (2017, July). Multiscale directional bilateral filter based clutter removal in GPR image analysis. In *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (pp. 2345-2348). IEEE. doi: 10.1109 / IGARSS.2017.8127461.
- Kumlu, D., & Erer, I. (2017, April). A comparative study on clutter reduction techniques in GPR images. In *2017 4th International Conference on Electrical and Electronic Engineering (ICEEE)* (pp. 323-328). IEEE. doi: 10.1109/ICEEE2.2017.7935843.
- Kumlu, D. (2018). New Clutter Removal Methods For Through Obstacle Target Detection, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
- Kumlu, D., & Erer, I. (2018). The multiscale directional neighborhood filter and its application to clutter removal in GPR data. *Signal, Image and Video Processing*, 12(7), 1237-1244.
- Kumlu, D., & Erer, I. (2019). Clutter removal techniques in ground penetrating radar for landmine detection: A Survey. In *Operations Research for Military Organizations* (pp. 375-399). IGI Global.
- Kumlu, D., Erer, I., & Kaplan, N. H. (2020). Low complexity clutter removal in GPR images via lattice filters. *Digital Signal Processing*, 102724.
- Kumlu, D., Karasakal, G., Kaplan, N. H., & Erer, I. (2019). Ground-penetrating Radar Clutter Removal via 1D Fast Subband Decomposition. *Defence Science Journal*, 69(1).
- Liang, L., Shi, G., & Xie, X. (2010). Nonuniform directional filter banks with arbitrary frequency partitioning. *IEEE transactions on image processing*, 20(1), 283-288. doi: 10.1109/TIP.2010.2052267.
- LIU, Hanzhou; GUO, Baolong; FENG, Zongzhe. Pseudo-log-polar Fourier transform for image registration. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 13.1: 17-20. doi: 10.1109/LSP.2005.860549.
- Park, C. H., Lee, J. J., Smith, M. J., Park, S. I., & Park, K. H. (2004). Directional filter bank-based fingerprint feature extraction and matching. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(1), 74-85. doi:10.1109/TCSVT.2003.818355.
- Peng, W., Hongling, X., & Pengcheng, X. (2016). Research on ground penetrating radar image denoising using nonsubsampling contourlet transform and adaptive threshold algorithm. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 9(5), 219-228.
- Rosiles, J. G., & Smith, M. J. (2001, May). Texture classification with a biorthogonal directional filter bank. In *2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No. 01CH37221)* (Vol. 3, pp. 1549-1552). IEEE. doi: 10.1109/ICASSP.2001.941228.
- Starck, J. L., Candès, E. J., & Donoho, D. L. (2002). The curvelet transform for image denoising. *IEEE Transactions on image processing*, 11(6), 670-684.
- Terrasse, G., Nicolas, J. M., Trouvé, E., & Drouet, É. (2015, July). Application of the curvelet transform for pipe detection in GPR images. In *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (pp. 4308-4311). IEEE. doi: 10.1109 / IGARSS.2015.7326779.
- Terrasse, G., Nicolas, J. M., Trouvé, E., & Drouet, E. (2017). Application of the Curvelet Transform for clutter and noise removal in GPR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(10), 4280-4294. doi: 10.1109 / JSTARS.2017.2717960.

Tomasi, C., & Manduchi, R. (1998, January). Bilateral filtering for gray and color images. In *Sixth international conference on computer vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)* (pp. 839-846). IEEE. doi: 10.1109 / ICCV.1998.710815.

Wang, X. N., & Liu, S. X. (2016, June). Noise suppressing and direct wave removal in GPR data based on shearlet transform. In *2016 16th International Conference on Ground Penetrating Radar (GPR)* (pp. 1-5). IEEE. doi: 10.1109/ICGPR.2016.7572615.

Warren, C., & Giannopoulos, A. (2011). Creating finite-difference time-domain models of commercial ground-penetrating radar antennas using Taguchi's optimization method. *Geophysics*, 76(2), G37-G47. doi: 10.1190/1.3548506.