

AKÜ FEMÜBİD 20 (2020) 055201 (832-843)

AKU J. Sci. Eng. 20 (2020) 055201 (832-843)

DOI: 10.35414/akufemubid.654765

Araştırma Makalesi / Research Article

Hedef Tespiti için Yere Nüfuz Eden Radar Verisinde Ön İşleme Algoritmalarının Karşılaştırılması

Selda GÜNEY^{1*}, Deniz ÇOLAK²¹ Başkent Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Ankara.² Savunma Sanayi Başkanlığı, Ankara.Sorumlu yazar e-posta: seldaguney@baskent.edu.tr
dcolak@ssb.gov.trORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-0573-1326>ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-9525-055X>

Geliş Tarihi: 04.12.2019

Kabul Tarihi: 02.10.2020

Öz

Yere nüfuz eden radar sistemleri yaklaşık yirmi senedir arkeoloji, jeoloji, inşaat mühendisliği alanlarında yaygın olarak kullanılan bir teknolojidir. Yere nüfuz eden radar önemli bir uzaktan algılama teknolojisi olup, yüzey altındaki nesne ve katmanların algılanmasını ve konumunun belirlenmesini elektromanyetik yöntemlerle sağlamaktadır. Tüm metalik nesnelere bir metal detektörü tarafından tespit edilip tanımlanmış olsa da plastik veya düşük metal içerikli kara mayınlarını tespit etmek ve tanımlamak için başka teknolojilere ihtiyaç bulunmaktadır. Yerin altına görüntülenmesine ihtiyaç duyulan tüm sivil ve askeri alanlardaki ihtiyaçların karşılanması kapsamında teknolojik gelişmeler doğrultusunda sistem geliştirme çalışmaları sürdürülmektedir. Bu çalışmada, radardan elde edilen verilerin işlenmesine yönelik görüntü ön işleme algoritma yapıları incelenmiştir. Aynı zamanda ön görüntüleme aşamasında yapılacak görüntü iyileştirmelerinin sistem başarımına etkisi irdelenmiştir. Ön işleme aşamasındaki önerilen çarpaz korelasyon yöntemi, yine ön işleme yöntemi olarak kullanılan En Küçük Ortalama Kareler ve Kernel En Küçük Ortalama Kareler ile hız ve başarılı tespit açısından karşılaştırılmıştır. Sistemin gerçek zamanlı çalışmasına yönelik farklı yöntemler incelenmiş, çarpaz korelasyon yöntemi ile daha hızlı ve başarılı tespitlerin yapılacağı gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler

Yere nüfuz eden radar;
Veri ön işleme; Ön
görüntüleme; Kernel
en küçük ortalama
kareler; Çarpaz
korelasyon

The Comparison of Pre-processing Algorithms in Ground Penetrating Radar Data for Target Detection

Abstract

The Ground Penetrating Radar (GPR) systems have been widely used in the fields of archaeology, geology, civil engineering for about twenty years. The GPR is an important remote sensing technology that allows objects and layers under the surface to be perceived and positioned using electromagnetic techniques. Although all metallic objects are detected and identified by a metal detector, other technologies are needed to detect and identify landmines with plastic or low metal content. System development studies are continuing in line with technological developments within the scope of meeting the needs of all civil and military areas required to display under the surface. In this study, image pre-processing algorithms for processing the data obtained from the radar are examined. The effects of system improvements on the image enhancements to be made during the pre-screening phase have been studied. The proposed cross-correlation method in the pre-processing phase was compared with the Least Mean Squares and Kernel Least Mean Squares, also used as the pre-processing method, in terms of speed and successful detection. To run the system in real-time operations, these methods have been examined and as a result very fast and improved results have been obtained with the cross-correlation method compared to other methods.

Keywords

Ground Penetrating
Radar; Data pre-
processing; Pre-
screening; Kernel Least
Mean Square; Cross
correlation

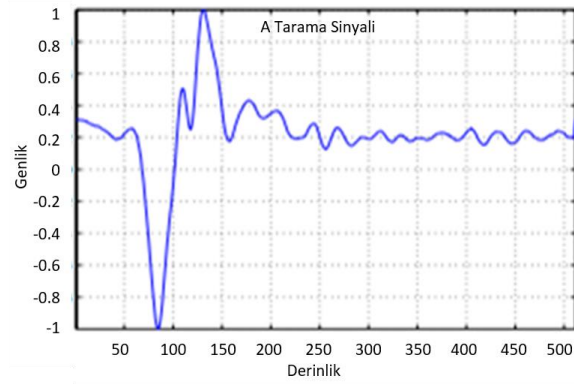
yaşadığı tüm bu zorlukları (Forte and Pipan 2017) aşmak için sinyal işleme teknikleri kullanılmakta ve bunlar da algılama performansını arttırmaktadır (Economou et al. 2017). Model tabanlı Freeman ayrıştırma tekniği, tam polarimetrik GPR verilerine hedef sınıflandırmada başarıyı artırmak için uygulanmaktadır. (Feng et al. 2017). Veri yorumlamanın başarısını arttırmak için Yapay Sinir Ağı da kullanılan yöntemler arasındadır (Travassos et al. 2018). Literatürde doğrusal polarize anten elemanlarının farklı bağlı yönelimleri kullanılarak da zaman tersine dayalı yöntemler incelenmiştir (Santos and Teixeira, 2017). Tüm bu çalışmalar incelendiğinde ön işleme yöntemlerinin hedef tespit başarısını arttırdığı anlaşılmaktadır. Bunlara ek olarak ilave Gauss gürültüsünün etkisini azaltmak için yüksek dereceli istatistik (High Order Statics, HOS) özellikler de kullanılmaktadır (Harkat 2018). Aynı çalışmada, çok amaçlı genetik algoritma otomatik hedef takibinde kullanılmaktadır. Ön işleme aşamaları başarıyı arttırsa da, gerçek zamanlı uygulamalarda işlem süresini arttırdığından bu kısımda da iyileştirmeler yapılması gerekmektedir. Bu amaçla, En Küçük Ortalama Karesi (Least Mean Square, LMS) ve Çekirdek En Küçük Ortalama Karesi (Kernel Least Mean Square, KLMS) yöntemleri işlem süresi ve yanlış alarm oranları açısından karşılaştırılmıştır (Baydar vd. 2016).

Bu çalışmanın amacı gerçek zamanlı sistemlere uygulanabilecek ön işleme aşamasında hızlı ve basit bir yöntem kullanarak algılama başarısını arttırmaktır. Bu amaçla önerilen çapraz doğrulama yöntemi literatürde uygulanan LMS ve KLMS yöntemi ile hız ve yanlış alarm oranları açısından karşılaştırılmıştır. Bu ön çalışmanın, hedef tespitinin performansını artırdığı ve işlem süresini kısalttığı kullanılan veri tabanı üzerinde uygulanarak gösterilmektedir. Çalışmanın özgün kısmı bilinen bir yöntem olan çapraz doğrulamanın literatürde hız ve başarı kriterleri açısından bu şekilde uygulanıp karşılaştırılmamış olmasıdır. Bu çalışmanın 2. bölümünde; kullanılan veri tabanı ve bu veri tabanına uygulanan sinyal ön işleme algoritmalarına yer verilmektedir. 3. bölümde ise önerilen yöntem ile literatürdeki yöntemlerden elde edilen sonuçlar hedef tespiti ve işlem süresi açısından kıyaslanarak

elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır. Son bölümde ise bu çalışma ile literatüre yapılan katkı ve gelecek çalışmalar için öneriler verilmektedir.

2. Materyal ve Metot

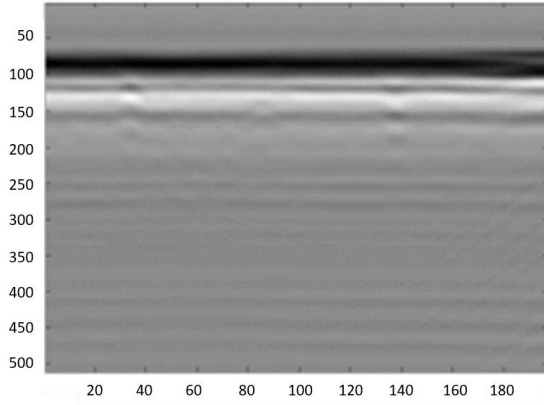
YNR verileri A, B ve C taramalar olmak üzere boyutuna göre üç değişik şekilde tanımlanmıştır. Şekil 2’de anten özel bir konuma yerleştirildikten sonra sabit bir ölçümle elde edilen bir örnek A-tarama sinyali verilmektedir. A-tarama işaretinin y-ekseni işaretin genliğini, x-ekseni ise derinliğini göstermektedir. Ancak radar sinyalinin ne kadar derine inebildiği bilinmediğinden birimi yoktur.



Şekil 2. Örnek bir A tarama işareti.

Şekil 3’de örnek bir B-tarama sinyali verilmektedir. Bu sinyal yanal bir açıklık boyunca elde edilen A tarama ölçümlerinden oluşmaktadır. B-tarama görüntüsünde matrisin sütunlarında A-tarama işaretleri bulunmaktadır. B-tarama işaretinin y-ekseni, A-tarama işaretinin derinlik bilgisini veren x-eksenine karşılık gelmektedir. B-taramanın x-ekseni ise radarın ilerleme doğrultusunda kaç adet A-taramadan meydana geldiğini belirtmektedir. B-tarama uygulamalarında, radar antenin demet açısı boyunca hedefi algılayabilmesi sonucunda elde edilen orijinal YNR görüntülerinde hiperbolik görüntüler oluşmaktadır (Temlioğlu 2015).

YNR sistemi yerin altındaki her şeyi görebildiği için, yer altındaki toprak yapısından farklı olan yer alan tüm cisimler tespit edildiğinde mayın algısı yaratarak yanlış alarmlara yol açar.



Şekil 3. Örnek bir B tarama işaretini.

YNR sistemlerinin başarımı tüm çevresel faktörlerden (iklim şartları, toprak yapısı, nem vb.) etkilendiğinden hedef tespitinde doğru alarm oranını arttırmak, yanlış alarm olasılığını azaltmak ve hedefi tespit edip tanımlayabilmek için doğru kargaşa azaltma yöntemlerini kullanmak gereklidir. Bu çalışmada kargaşa azaltmak için hızlı, etkili ve uygulaması basit bir yöntem önerilmiştir.

2.1 Veri tabanı

Çalışmada, 3 farklı toprak tekstürüne sahip zemine gömülmüş, farklı sayıda ve çeşitli yapıdaki hedeflere ilişkin 20 adet radar verisi incelenmiştir. Kullanılan veri tabanı Çizelge 1'de verilmektedir.

Çizelge 1. Veri listesi.

Veri Seti	Toprak Tipi	Hedef Sayısı	Hedef Tipleri
1	Kum	5	EYP ^a , AT ^a , Tahta düzenek, Su şişesi
2	Kum	6	EYP, AT, AP ^a
3	Kum	4	AT, AP
4	Kum	7	EYP, AT, AP, Kürek
5	Kum	5	EYP, AT, AP
6	Kum	3	EYP, Tuğla
7	Tınlı	9	EYP, AT, AP
8	Tınlı	10	EYP, AT, AP
9	Tınlı	15	EYP, AT, AP, Tahta düzenek, Tuğla
10	Tınlı	5	EYP, AT, AP
11	Tınlı	12	EYP, AT, AP, Su şişesi
12	Tınlı	6	AT, AP
13	Tınlı	8	EYP, AT, AP, Kürek, Tahta düzenek
14	Tınlı	6	AT
15	Tınlı kum	7	EYP, AT, AP
16	Tınlı kum	8	EYP, AT, AP
17	Tınlı kum	4	AP
18	Tınlı kum	9	EYP, AT, AP, Tahta düzenek
19	Tınlı kum	8	EYP, AT, AP
20	Tınlı kum	5	EYP, AT

^a El Yapımı Patlayıcı (EYP). Anti Tank (AT). Anti Personel (AP).

Çalışma için elde edilen verilerin alındığı radarın genişliği 1.2 m olup 5 cm anten aralığına sahip 24 adet antenden, 12 adet kanaldan oluşmaktadır. Radar, 200 MHz - 6 GHz frekans bandında çalışmaktadır.

Daha önce de belirtildiği üzere toprak tipi başarımı etkileyen bir parametredir. Toprak tekstürü, birim toprak kütlesi içerisindeki kum, mil ve kil miktarlarının oransal durumunu ifade etmek için kullanılan bir tanım olup toprağın kısa sürede değişmeyen özelliklerindedir. Topraklar, sahip oldukları içerik oranlarına bağlı olarak farklı isimler ile adlandırılmaktadır.

2.2 Sinyal Ön-İşleme Algoritmaları

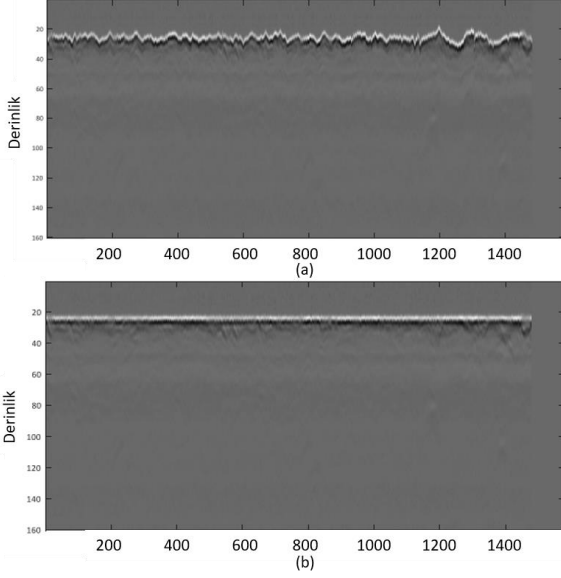
Ön işleme aşaması için literatürde yer alan algoritmalar kullanılarak yer yüzeyi gürültüsünden ayrıştırılmış ve beyazlatma uygulanmış YNR verisine En Küçük Ortalama Kareler (EKOK) ve Kernel En Küçük Ortalama Kareler (KEKOK) yöntemleri uygulanarak sonuçlar değerlendirilmiştir. Ayrıca Kernel parametresinin sistem işlem süresine etkisine yönelik çalışılmıştır.

EKOK ve KEKOK yöntemlerinin incelenmesi sonrasında sisteme daha hız kazandıracak ve gerçek zamanlı sonuç verebilecek algoritmalar üzerinde çalışmalar yapılmış olup Wang and Su (2013)'ün çalışmasında Hough dönüşümü ile birlikte kullanılan çapraz korelasyon yöntemi sistem algoritmasına dahil edilmiştir. Literatüre katkı olarak çapraz korelasyonun sinyal ön-ışleme aşamasında tek başına kullanılması durumu irdelenmiş ve sonuçları diğer yöntemlerle kıyaslanarak yorumlanmıştır.

2.2.1 Yer yüzeyi yansımalarının silinmesi

Tüm verilerin yer yansımalarının eşit seviyeye gelmesini sağlayan ve yeryüzü üzerinde kalan işlenmeyecek yer yüzeyi yansımalarının silinmesi işlemidir. Örnekleri yeryüzü yansımalarına yakın olarak görmezden gelme tekniği "kesim (haircutting)" olarak adlandırılır ve yok sayılan zeminden geçen örneklerin sayısı "kesim uzunluğu (haircut length)" olarak adlandırılır (Torrione et al. 2003). Şekil 4'de gözükten yer yüzeyi yansımalarının

silinmesi işleminde y ekseninde (derinlik), her sütunun maksimum değerleri bulunur ve bulunan bu değerler ortalama yer yüzeyine karşılık gelen maksimum noktaların dikey konumlarının ortalama düzeyine çekilmesinde kullanılır. Ancak yüzeye yakın yüksek enerjiye sahip yansımaya neden olabilecek cisimler maksimum noktasında bulunabilirler.



Şekil 4. a) Ham veri b)Yeryüzü yansımaları silinmiş veri.

2.2.2 Beyazlatma

Radardan çıkan sinyaller yer altında derine indikçe zayıflar. Bu etkiyi ortadan kaldırmak amacıyla uygulanan işleme beyazlatma denir. Beyazlatma elde edilen radar sinyallerini normalleştirme işlemidir. Beyazlatma aşamasında, her bir A tarama sinyalinde standart sapma ve ortalama güç değerleri elde edilir. Bu normalleştirme işleminde ham sinyalden önce ortalama değer çıkartılarak standart sapmaya bölünmesiyle ön işleme adımlarından biri gerçekleştirilmiş olur. Böylece sinyal gücünün derinlik arttıkça azalmasının önüne geçilerek, her derinlik için sinyal gücü aynı seviyeye getirilmektedir. Torriane et al. (2003)'ün yaptığı çalışmada, 6 inçte gömülen hedeflerin tepkilerinin, sığ gömülü hedeflerden gelen tepkiden çok daha az enerjiye sahip olduğu görülmüştür. Uyarlamalı beyazlatma, bu etkileri hafifletmek için kullanılabilir, fakat uyarlamalı sinyal varyans tahminleri hesaplama açısından maliyetlidir ve çoğu zaman karmaşıklık ve diğer potansiyel hedeflerin varlığı ile engellenir.

Beyazlatma adımında, bir X vektörünü doğrusal olarak beyazlatmak istediğimizde, bileşenleri bağımsız ve varyansı 1 olan beyaz bir \tilde{X} vektörü elde ederiz. Yani başka bir deyişle kovaryans matrisi birlik matris olan bir \tilde{X} vektörü elde ederiz.

$$E\{\tilde{X}\tilde{X}^T\} = I \quad (1)$$

Bir vektörü beyazlatmak için en çok kullanılan yöntemlerden biri öz değer ayrışımı (eigenvalue decomposition) yöntemidir. E , $E\{\tilde{X}\tilde{X}^T\}$ 'nin özdeğerlerinden oluşan ortogonal matris ve D 'de öz değerlerinden oluşan köşegen matris olsun.

$$\tilde{X} = ED^{-1/2}E^T X \quad (2)$$

(2) denklemi ile X vektörü beyazlatılarak \tilde{X} vektörü elde edilir.

2.2.3 Ön Görüntüleme

Ön işleme algoritmalarından sonra yer altındaki anomalilerin tespiti için verilere ön görüntüleme algoritmaları uygulanabilir. Ön görüntüleme algoritmaları, bir sonraki öznelik çıkarma ve sınıflandırma adımlarında kullanılan yöntemlerin işlem yükü çok fazla olduğu için sınıflandırma adımında uygulanacak işlemi kolaylaştırmak amacıyla sadece şüpheli bölgelerin belirlenmesini hedefleyen algoritmalarlardır. Literatürde ön işleme algoritmalarından sonra ağırlıklı olarak öznelik çıkarma ve sınıflandırma algoritmaları ile ilgili çalışmalara yoğunlaşıldığı gözlenmiştir. Ancak bu algoritmalarından önce veri ne kadar arındırılmış ve hedefe yönelik işlenmiş hale getirilirse hedefin doğru tespit oranı ve işlem süresi başarıyı optimize edilecektir. Literatürde bu adım için kullanılan yöntemlerden biri ise En Küçük Ortalama Kareler (EKOK) algoritmasıdır.

2.2.3.1 En Küçük Ortalama Kareler

EKOK yöntemi, regresyon çözümlemesinde en yaygın olarak kullanılan istatistikî özelliklere sahip yöntemdir. Algoritmanın temeli, gözlem noktalarını temsil edebilen öyle bir doğru belirlensin ki, gözlem noktalarının doğruya olan uzaklıklarının kareler toplamını minimum olmasına dayanmaktadır. Bu düşünceyle, ölçülen y_i 'yi değeri ile belirlenecek $f(x_i)$ için Denklem (3)'deki hatanın minimum olduğu

fonksiyonu belirlenmeye çalışılır. (3) denklemindeki fonksiyona hata fonksiyonu denir. Amaç fonksiyonu olan Denklem (4) minimize edilmeye çalışılır.

$$e_i = y_i - f(x_i) \quad (3)$$

$$L(w) = E[|y_n - f(x_n)|^2] \quad (4)$$

Örneğin, f fonksiyonu (4)'deki veya (5)'deki gibi belirlenebilir.

$$y = f(x) = ax + b \quad (5)$$

$$y = f(x) = ax^2 + bx + c \quad (6)$$

(4) denkleminde belirlenmesi gereken parametreler a ve b iken (5) denkleminde a, b, c'dir.

EKOK yönteminde YNR verisi üzerinde asıl hedeflenen işlem, hedef bilgisinin tüm veriden ayrışmasını sağlamaktadır. İlgili gözlem noktası üzerine uygulanan bir maske ile o nokta etrafındaki bir uzayda oluşturulan x ve y vektörlerinden 2 boyutlu yeni bir vektör oluşturularak veri ana imgeden ayrıştırılır. 2D EKOK algoritması, 2D verisine basitçe 1D EKOK algoritmasının uygulamasıdır (Çolak 2018).

2.2.3.2 Kernel En Küçük Ortalama Kareler

KEKOK algoritmasında, EKOK algoritmasından farklı olarak hata oranının belirli bir kernel regülarizasyon katsayısı kullanılarak daha hızlı minimize edilmesi hedeflenmektedir. Yeni giriş vektörleri $\Phi(x_n)$, w ağırlık fonksiyonu olmak üzere amaç fonksiyonu denklem (7)'deki gibi elde edilir.

$$L(w) = E[|y_n - f(x_n)|^2] = E[|y_n - \langle w, \Phi(x_n) \rangle|^2] \quad (7)$$

Detaylı KEKOK algoritması Baydar vd.(2016)'da verilmektedir. KEKOK algoritmasının dezavantajı; sonucun tahmini için sözlüğe katılan noktaların sayısının sürekli artması daha büyük bellek ihtiyacına ve daha yüksek hesaplama gücü ihtiyacına neden olur. Bunun için hesaplamaya katılacak noktaların belli kriterleri karşılayan merkez noktalar olması durumunda hesaplamaya katılması sözlük hacminin gereksiz biçimde büyümesini önleyecektir.

2.2.3.3 Çapraz Korelasyon

Buradaki amaç, bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarının değerin tespiti ile iki değişken arasındaki bağlantıyı ortaya çıkarmaktır. Çapraz korelasyon fonksiyonu (8), verilen bir u(t) ve bir referans v(t) sinyali arasındaki benzerliğin ölçüsüdür.

$$R_{uv}(\tau) = \int u(t - \tau)v(t)dt = u(-t) * v \quad (8)$$

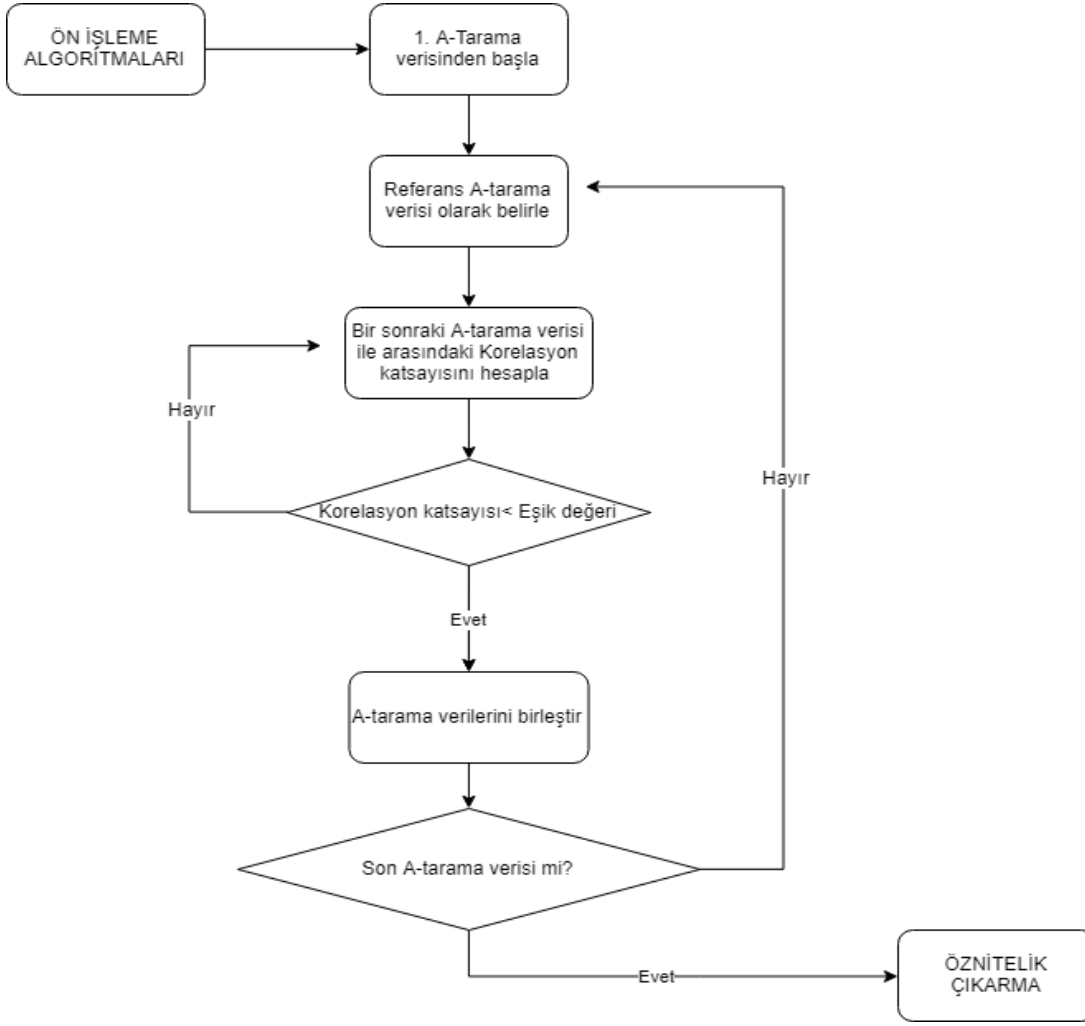
Bu fonksiyon, aralarında τ zaman kayması olan iki özdeş olmayan dalga formu arasındaki diğer teknikler tarafından tespit edilemeyen benzerlikleri ortaya çıkaran benzerliği gösterir. Çapraz korelasyon örnekleme yöntemi ile (9) denklemindeki gibi ifade edilebilir.

$$R_{uv}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u(n\Delta t - \tau)v(n\Delta t) \quad (9)$$

Çapraz korelasyonun aslında bir sinyal ile gecikmeli ikinci bir sinyalin çarpımlarının toplamlarının ortalaması olduğu görülmektedir. Bu fonksiyon, u(t) giriş sinyalinin büyüklüğüne doğrusal olarak bağlıdır. Ama sinyalin genliğinden ya da enerjisinden hedefe özgü bir özellik elde edilemez ve sadece hedefin şekli ile bilgiye ihtiyaç duyulur. Sinyallerin karşılaştırılmasından önce giriş ve referans sinyallerine normalleştirme uygulanması gerekmektedir. Ancak eğer yeryüzü yansımaları ve doğrudan bağlantı sinyalleri silinmez ise giriş sinyalinin genliği en büyük genliğe sahip olmayacağından normalleştirme işleminin yapılması doğru bir sonuca ulaştırmayacaktır. Daha sonra sadece şekil bilgisini tutmak istediğimizden, giriş sinyali benzetim ölçümünü gerçekleştirmeden önce (10) denklemindeki gibi zaman içinde pencerelenmeli ve normalleştirilmelidir.

$$\bar{u}(t, T) = \begin{cases} \frac{u(T)}{\max\{u(T)\}}, & t_1 \leq T \leq t_2 \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (10)$$

u(t, T) çapraz korelasyon işlemi için yeni giriş sinyali, T ise zaman penceresidir. Bir A-tarama sinyalinin normalleştirilmiş kısmının ayrı çapraz korelasyonun uygulanması ile yüksek kaliteli normalize referans bir dalgacık belirlenir. Daha sonra, çapraz korelasyon vektörünün maksimum mutlak değeri



Şekil 5. Çapraz korelasyon akış şeması.

her iki sinyal arasındaki korelasyon katsayısı ρ_{uv} 'yi denklem (11)'deki gibi belirler.

$$\rho_{uv} = \max \{R_{uv}\} \quad (11)$$

YNR verileri üzerinde çapraz korelasyon yönteminin algoritma akış şeması Şekil 5'de verilmiştir.

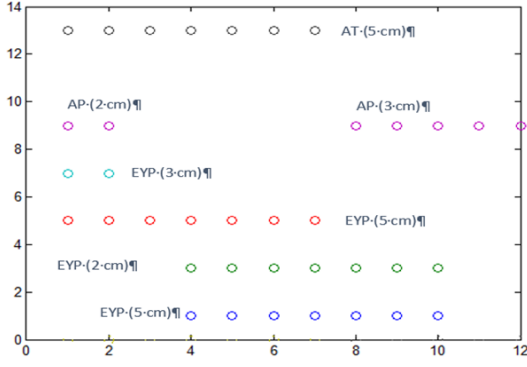
3. Bulgular ve Tartışma

Literatürde YNR verilerinin ön işleminde kullanılan EKOK yöntemi, KEKOK algoritması ve yeni bir yaklaşım olarak çapraz doğrulama dosya boyutları ve işlem hızları açısından incelenmiştir. Eldeki veri seti üzerinden alınan sonuçlarda Çizelge 2'de verildiği üzere çapraz doğrulama ile KEKOK algoritması ve EKOK algoritmasına göre daha hızlı işlem süreleri elde edilmiştir. En büyük veri hacmine sahip veri üzerinde EKOK algoritması ile 14.83 dakikada sonuç elde edilirken KEKOK algoritması ile

2.37 dakika iyileştirme elde edilerek 12.46 dakikada sonuç alınmıştır. Çapraz doğrulama yöntemi kullanarak ise sadece 1.85 dakikada çok hızlı sonuca ulaşılmıştır. Bu yöntemin bir sisteme işlem süresini kısaltma açısından çok iyi bir iyileştirme kazandırılacağı görülmüştür.

Çizelge 2. Farklı algoritmalar için işlem süreleri karşılaştırması.

Dosya boyutu (MB)	İşlem süresi (sn)		
	EKOK	KEKOK	Çapraz Korelasyon
50.79	890.39	747.80	111.05
32.47	386.27	376.02	58.91
27.97	311.77	295.32	33.21
21.45	283.38	254.48	21.73
17.07	240.65	234.46	35.53
12.22	156.74	153.23	24.25
7.67	230.56	212.66	7.70
6.95	198.24	192.50	11.73
4.06	113.95	112.69	7.00
3.18	79.10	68.759	5.47



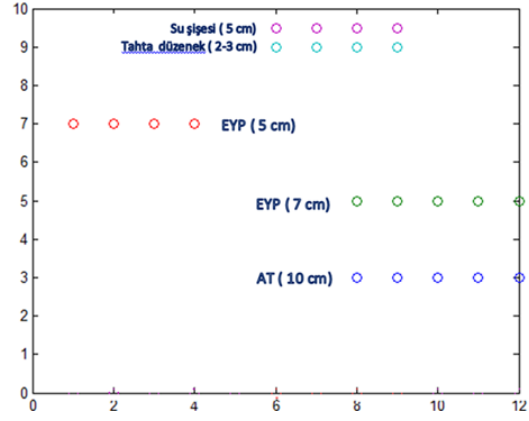
Şekil 6. Senaryo-1 hedef yerleşimleri.

3 farklı toprak tipinde zemine gömülen çeşitli tehditler için elde edilen radar verilerine bu çalışma kapsamında incelenen EKOK, KEKOK ve çapraz korelasyon yöntemlerinin uygulanması sonucu elde edilen bazı sonuçlar detaylıca incelenmiştir.

1. senaryoda test alanında tınlı kum zemin kullanılarak bir radar görüntüleme örneği için toplamda 7 adet farklı yapıdaki hedefler Şekil 6’da verilen noktalara yerleştirilmiştir. y-ekseni radarın ilerleme yönünü, x-ekseni de radarın kanal bilgilerini vermektedir. Tınlı kum, kum zeminden biraz daha büyük parçacıklar içeren yapıda bir zemindir.

Çapraz korelasyon yöntemi ile ön görüntüleme evresinde gözle hedeflerin tespiti sağlanmıştır. Toprak zeminindeki kargaşa miktarının yüksek olduğu 9-12 kanal aralığında EKOK ve KEKOK algoritmalarında veri kaybı olmuş olup bu kanallarda yer alan hedef bilgisi bu yöntem ile tespit edilememiştir.

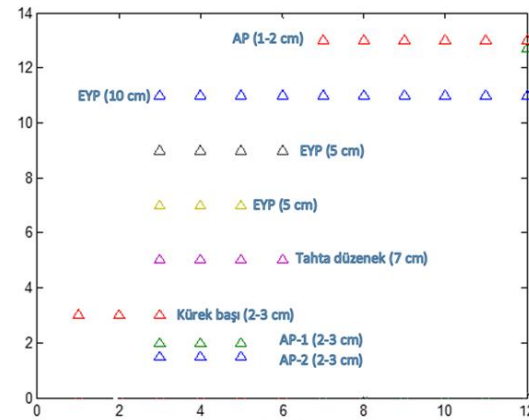
2. senaryoda test alanında ince kum zemine toplamda 5 adet farklı hedef Şekil 7’de verilen noktalara yerleştirilmiştir. İnce kum, tarama sonuçlarda en az kargaşa verisi bulunduran en az kayıp yaşanması beklenen toprak yapısıdır.



Şekil 7. Senaryo-2 hedef yerleşimleri.

Bir adet yarısı su dolu su şişesi sahte hedef olarak kullanılmıştır. Mevcut EYP düzeneklerinde metal içermeyen malzemeler, su şişesi, çuval gibi büyük yapıdaki malzemelerin kullanımının daha tercih edilir olması sebebiyle bu yapıdaki malzemelerin tespit edilmesi önemlidir. Hedeflerin hepsi üç algoritma ile kolaylıkla tespit edilmiştir. Hedef yok iken var gözüken yani yanlış alarm olan noktalarının bir sonraki öznelik çıkarma ve sınıflandırma evrelerinde değerlendirilip sistemin etkinliğini düşürmemesi önemlidir. Ancak ön görüntüleme evresinde incelenmesi gereken işaret noktalarının iyi tespit edilmesi sınıflandırma evresinde daha doğru sonuçlar elde edilmesini sağlayacağı için bu işlem adımı için bu tüm alarmların tespit edilmesi önemlidir.

3. senaryoda test alanında tınlı toprak zemini kullanılarak toplamda 8 adet hedef Şekil 8’de verilen noktalara yerleştirilmiştir. Tınlı toprak tekstürü kum, kil ve milli topraktan oluşan bir yapıdır.



Şekil 8. Senaryo-3 hedef yerleşimleri.

Senaryo-3 için kullanılan zemin karmaşık toprak yapısına sahip dolayısıyla tespit algoritmalarını en zorlayan senaryo olmuştur. Hedeflerin tespitleri iki algoritma ile de gerçekleştirilmiştir. Zemindeki kargaşa oranının yüksek olması iki algoritmada da yanlış alarm sayısını arttırmıştır. Ancak KEKOK algoritmasında elde edilen görüntünün gürültü oranı daha yüksektir. Bu hedeflerin tespitini zorlaştırmış olup hata oranını da arttırmıştır. Şekil 9'da örnek olarak Senaryo 3'e ait 11. Kanal görüntüsü verilmiş olup, uygulanan algoritmalar sonucunda oluşan resimler verilmektedir. Doğru alarmlar dikdörtgen içinde verilirken yanlış alarmlar daire içine alınmıştır. Bu resimler incelendiğinde KEKOK algoritmasının gürültüyü arttırdığı, çapraz doğrulama ile yanlış alarm oranının düşürüldüğü gözlenmektedir.

İncelenen örnek senaryolar için EKOK, KEKOK ve çapraz korelasyon işlem süreleri Çizelge 3'de verilmiştir. Korelasyon yönteminin getirdiği işlem süresi iyileştirmesi bu yöntemi tercih edilir kılmaktadır.

Çizelge 3. Senaryo sonuçları karşılaştırmaları.

Senaryo No	Dosya Boyutu (MB)	İşlem süresi (sn)		
		EKOK	KEKOK	Çapraz Korelasyon
1	5.33	162.39	180.58	11.56
2	5.77	149.50	137.29	8.20
3	6.21	170.50	119.67	11.44

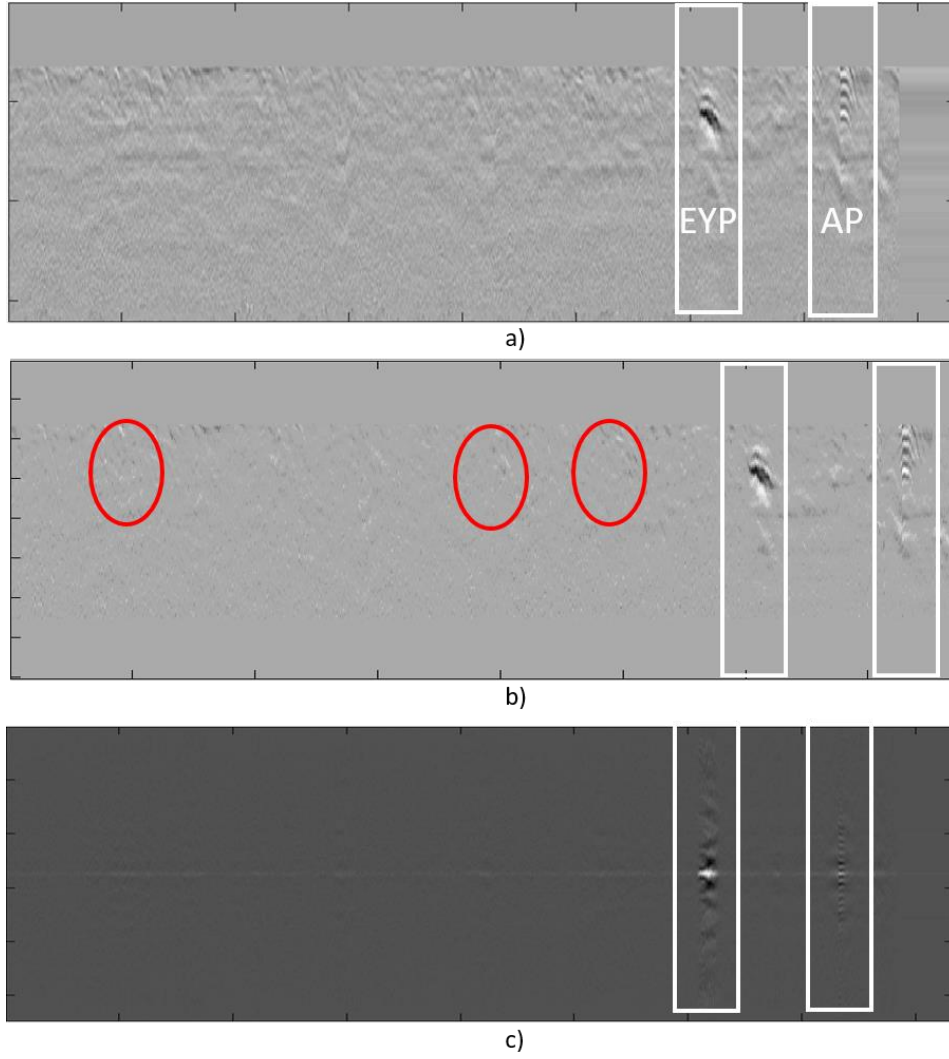
Yukarıda verilen örnek veri setinin yanı sıra, tüm veri seti üzerinde yapılan çalışmalar doğrultusunda gözlem yöntemi ile elde edilen doğru ve yanlış alarmlara ilişkin bilgiler Çizelge 4'de hedef tespit çizelgesinde verilmiştir.

Tespit durumları açısından incelendiğinde doğru alarm-hedef sayısı oranı EKOK yönteminde % 90.14, KEKOK yönteminde %91.54 bir oran iken çapraz korelasyon ile %98.59 doğruluk oranı elde

edilmektedir. Ancak bu işlem seviyesinde amaç yöntemlerin doğruluk oranlarını kıyaslamak değil sınıflandırma adımıyla önce ne kadar kontrol edilmesi gereken hedef olduğunu hızlı ve kayıpsız tespit etmektir. Yanlış alarm oranının ve doğru tespit oranının kıyaslanabilmesi için öznitelik bilgilerine ve daha fazla veri seti ile çalışma yapılmasına ihtiyaç duyulmaktadır.

Çizelge 4. Hedef tespit çizelgesi.

Topr. Tipi	Hed. Sayı.	EKOK		KEKOK		Çapraz Korelasyon	
		Doğ. Alar.	Yan. Alar.	Doğ. Alar.	Yan. Alar.	Doğ. Alar.	Yan. Alar.
Kum	5	5	0	5	0	5	0
Kum	6	6	1	6	0	6	0
Kum	4	3	1	4	0	4	0
Kum	7	7	2	7	1	7	1
Kum	5	5	0	5	0	5	0
Kum	3	3	1	3	0	3	0
Tınlı	9	9	1	8	1	9	1
Tınlı	10	9	3	10	2	10	2
Tınlı	15	13	3	13	4	15	1
Tınlı	5	5	0	5	0	5	0
Tınlı	12	9	2	10	2	12	1
Tınlı	6	6	1	6	1	6	0
Tınlı	8	7	2	6	0	8	1
Tınlı	6	6	0	6	1	6	1
Tınlı	7	6	1	7	1	7	1
kum							
Tınlı	8	7	1	7	0	8	0
kum							
Tınlı	4	4	1	4	0	4	0
kum							
Tınlı	9	7	2	7	1	8	2
kum							
Tınlı	8	7	0	6	0	7	1
kum							
Tınlı	5	4	1	5	0	5	0
kum							
Top.	142	128	19	130	14	140	12



Şekil 9. Senaryo-3 Kanal 11 a) Yer yüzeyi yansımaları temizlenmiş ve beyazlatma uygulanmış görüntü b) KEKOK algoritması hata fonksiyonu görüntüsü c) Çapraz korelasyon algoritması uygulanmış görüntü

4. Sonuç

Yeraltındaki materyallerin tespit ve teşhisi önemli bir konu olup dünya genelinde buna yönelik çalışmalar uzun yıllardır devam etmektedir. Sistem tasarımına etki eden çok fazla parametre olması kapsamlı bir işlem algoritması gerektirmektedir. Bu algoritma yapısı içerisinde teşhis adımı olan sınıflandırma uzun süren bir adımdır. Bu nedenle, olası tehdit alanlarının bulunması için YNR verileri öncelikle bir ön görüntüleyiciden geçirilir. Çalışmada B-tarama için ön görüntüleyici olarak EKOK, KEKOK ve Çapraz korelasyon yöntemleri uygulanmıştır. Ekstra bir düzenleme terimine gerek kalmadan iyi konumlandırılmış çözümler sunabilen KEKOK algoritmasının olası tehdit noktalarının tespitinde kullanılabildiği gözlemlenmiştir.

Bunun yanı sıra, sistemin gerçek zamanlı olarak veriyi işleyebilmesi çok kritik ve önemli bir yetenek olacağından EKOK ve KEKOK gibi yöntemlerin yanı sıra gerçek zamanlı bir yöntem olan çapraz korelasyon yönteminin uygulanabilir olduğu değerlendirilmiş ve çok daha hızlı ve düşük yanlış alarm oranı ile çözüm sunduğu hedeflenen doğrultuda gösterilmiştir. Çapraz korelasyon yönteminin YNR verilerine uygulanması ile çok daha kısa sürede hedeflerin bulunduğu bölgeler tespit edilmekte olup bu algoritma sistemin bu evredeki işlem süresini kısaltmaktadır. Ek olarak, farklı toprak tipleri ile yapılan çalışmalarda bu parametrenin sistem başarımını etkilediği tespit edilmiştir. Özellikle, Türkiye’de farklı bölgelerde farklı toprak yapılarının olması YNR sisteminin her toprak tipi için kalibre edilme ihtiyacı olduğu ortaya çıkmıştır. Aksi takdirde, tek bir toprak tipine göre tasarlanacak sistemin farklı koşullar için etkisiz kalabileceği

bilinmektedir. Daha sonra yapılabilecek çalışmalarda veri setinin genişletilmesi ile sistemin sonraki öznetelik çıkarma ve sınıflandırma evrelerinde sistem eğitilerek hedeflerin ayrımı, teşhis edilmesi sağlanabilecektir.

5. Kaynaklar

- Abujarad F., 2007. Ground Penetrating Radar Signal Processing for Landmine Detection. Doktora Tezi, Beitlahia-Gaza genehmigt durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Germany, 135.
- Ahmad A, Adie SG, Chaney EJ, Sharma U, Boppart SA., 2009. Cross-correlation-based image acquisition technique for manually-scanned optical coherence tomography. *Optic Express*, **17**(10), 8125-8136.
- Baydar B, Akar GB, Yüksel SE, Öztürk S., 2016. Fusion of KLMS and Blob Based Pre-Screener for Buried Landmine Detection Using Ground Penetrating Radar. *SPIE 9823, Detection and Sensing of Mines, Explosive Objects, and Obscured Targets XXI*, Baltimore, Maryland, United States.
- Çolak D., 2018. Yere Nüfuz eden Radar Verilerinin İşlenmesi ile Hedef Tespiti. Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Başkent Üniversitesi, Ankara, Türkiye, 80.
- Daniels DJ., 2004. Ground Penetrating Radar. 2nd ed. The Institution of Engineering and Technology, London, United Kingdom.
- Economou N, Benedetto F, Bano M, Tzanis A, Nyquist J, Sandmeie K, Cassidy N., 2017. Advanced Ground Penetrating Radar Signal Processing Techniques. *Signal Processing*, **132**, 197–200.
- Feng X, Liang W, Liu C, Nilot E, Zhang M, Liang S., 2017. Application of Freeman Decomposition to Full Polarimetric GPR for Improving Subsurface Target Classification. *Signal Processing*, **132**, 284–292.
- Forte E, Pipan E., 2017. Review of multi-offset GPR applications: Data acquisition, processing and analysis". *Signal Processing*, **132**, 210-220.
- Frigui H, Zhang L, Gader P, Wilson JN., 2012. An evaluation of several fusion algorithms for anti-tank landmine detection and discrimination. *Information Fusion*, **13**(2), 161-174.
- Harkat H, Ruano A, Ruano MG, Bennani SD., 2018. Classifier Design by a Multi-Objective Genetic Algorithm Approach for GPR Automatic Target Detection. *IFAC Papers OnLine*, **51**(10), 187–192.
- MTS Proje Grubu, 1999. Mayın Tespit Sistemleri (MTS) Geliştirilmesi Projesi GPR Simülasyonu Sonuç Raporu. Bilkent Üniversitesi, 1-5.
- Özdemir C, Demirci Ş, Yiğit E, 2006. 3-Boyutlu Yere Nüfuz Eden Radar (YNR) C-Tarama Görüntülerinin Elde Edilmesi, ELECO 06, 06-10 Aralık, Bursa, 1-4.
- Poluha B, Porsani JL, Almeida ER, Dos Santos VRN, Allen SJ., 2017. Depth Estimates of Buried Utility Systems Using the GPR Method: Studies at the IAG/USP Geophysics Test Site. *International Journal of Geosciences*, **8**, 726-742.
- Santos VRN, Teixeira FL., 2017. Study of time-reversal-based signal processing applied to polarimetric GPR detection of elongated target. *Journal of Applied Geophysics*, **139**, 257–268.
- Temlioğlu E., 2015. Yere Nüfuz Eden Radar Görüntülerinde Morfolojik Bileşen Analiz Yöntemi Analizi Yöntemi ile Kargaşa Giderme. Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 81.
- Torrione P, Collins L, Clodfelter F, Frasier S, Starnes I., 2003. Application of the LMS Algorithm to Anomaly Detection Using the Wichmann/Niitek Ground Penetrating Radar. *Proceedings Volume 5089 Detection and Remediation Technologies for Mines and Minelike Targets VIII*, Orlando, Florida, United States, 11 September.
- Travassos XL, Avila SL, Ida N., 2018. Artificial Neural Networks and Machine Learning techniques applied to Ground Penetrating Radar: A review. *Applied Computing and Informatics*, available online 16 October, In Press. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.10.001>

Türk AS, 2004. Yere Nüfuz Eden Darbe Radarı için Geniş Bantlı Anten Tasarımları, Union Radio Science Internationale (URSI), Ankara, Türkiye, 08-10 Eylül.

Wang J, Su Y. ,2013. Fast Detection Of Gpr Objects With Cross Correlation and Hough Transform". Progress In Electromagnetics Research C, **38**, 229–239.

İnternet kaynakları

1-<http://www.the-monitor.org/en-gb/home.aspx>
(17.06.2019).