DÜMF Mühendislik Dergisi

web: http://dergipark.gov.tr/dumf

Meksika şapkası dalgacık görüntü bölütlemesi ve dalgacık entropisi tabanlı akıllı hedef tanıma

Derya AVCI*
Fırat Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksek Okulu, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, 23119, ELAZIĞ
deryaavci2344@hotmail.com, Tel: (424) 237 00 00 (4243)

Resul ÇÖTELİ
Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Enerji Sistemleri Mühendisliği Bölümü, Elazığ

Geliş: 20.12.2016, Kabul Tarihi: 21.06.2017

Öz

Bu çalışmada, X-band darbeli radar kullanılarak ölçülen gerçek hedef eko sinyallerinin dalga formlarından özellik çıkarımı ve sınıflandırma yapılmıştır. Bu amaçla, radar Hedef Eko (RHE) sinyallerinden elde edilen Zaman-Frekans Gösterimi (ZFG) imgelerinin entropi değerlerini kullanan bir özellik çıkarma mekanizması geliştirilmiştir. Bu özellik çıkarma mekanizması altı adımdan oluşmaktadır. Birinci adımda, yüksek çözünürlüklü radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgeleri elde edilmiştir. Bu adımda, yüksek çözünürlüklü radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgelerinin elde edilmesi için Meksika şapkası dalgacık skalaogramı kullanılmıştır. Daha sonra bu renkli imgeler gri imgelere dönüştürülmüştür. İkinci adımda, gri ZFG imgeleri Bulanık C-Ortalamalar algoritması kullanılarak bölütlenmiştir. Üçüncü adımda, Canny kenar tespit yöntemi kullanılarak bu gri seviye ZFG imgelerinin kenarları tespit edilmiştir. Dördüncü adımda, merkez kenar değişim yöntemi yardımı ile gri ZFG imgelerinin kenar piksellerinin merkez piksellerine olan uzaklığını temsil eden uzaklık vektörleri elde edilmiştir. Beşinci adımda, elde edilen uzaklık vektörlerinin her biri için bazı entropi değerleri hesaplanmıştır. Bu çalışmanın altıncı adımında, elde edilen özellik vektörünü kullanarak sınıflandırma işlemini gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla ilk önce sırasıyla doğrusal sınıflandırıcılar olan K - En yakın Komşuluk (KEK) algoritması ve Bayes Karar Algoritması (BKA) ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır ve sırasıyla % 74.92 ve % 79.08' lik doğru sınıflandırma test başarımları elde edilmiştir. Daha sonra ise sınıflandırıcı olarak Çok Katmanlı ileri beslemeli Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanılmıştır. Bu uygulama çalışması sonucunda kullanılan hedef nesneleri için % 88.8' lik bir doğru sınıflandırma test başarımı elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *sinyali; Özellik çıkarımı; Bulanık C- Ortalamalar (BCO); Meksika şapkası dalgacık dönüşümü; Merkez kenar değişimi Yöntemi; Bölütleme; Entropi; Yapay sinir ağları.*

* Yazışmaların yapılacağı yazar

DOI:

Giriş

Radar hedef tanıma amacı için sinyal sınıflandırmada iki önemli problem vardır. Bunlardan biri giriş sinyallerinden özellik çıkarımı, diğeri ise çıkarılan özelliklerin sınıflandırılmasıdır. Özellik çıkarmanın esas amacı veri elde etme adımında elde edilen saf verilerden anlamlı özellikler elde etmektir. Bu tür gösterim özellik vektörü olarak bilinir (Ahern vd., 1989).

Yüksek Çözünürlüklü Mesafe (YÇM) radarları ile yapılan otomatik hedef tanıma çalışmalarının çoğu askeri uygulamalara yöneliktir (Yu vd., 2016). Dalgacık dönüşümü, görüntü sıkıştırma, kenar çıkarma, imge sınıflandırma ve hedef tanıma v.b. uygulamalarda kullanılan yeni bir yöntemdir (Yu vd.,2016; Avcı ve Cöteli .,2012). Otomatik Hedef Tanıma (OHT)' nin en önemli amacı, farklı hedef sınıflarını birbirinden ayırmaktır (Yu vd.,2016; Avcı ve Cöteli .,2012). Literatürde, birçok araştırmacı zengin bir özellik uzayı sağlamak için dalgacık dönüşüm yöntemini kullanmıştır (Avcı ve Cöteli .,2012; Panapakkam vd.; 1995). Bununla birlikte, bu tekniğin yaygın kullanımı ile ilgili çok az çalışma bulunmaktadır (Yu vd., 2016). Ref. (Panapakkam vd.; 1995)'da, verilerin ön işleme tabi tutulduğunda öznitelik çıkarılmasının kolaylaştığını ve çözünürlüğü arttırdığını göstermiştir.

Dalgacık dönüşümü tabanlı hedef tanıma uygulamalarında, orijinal özellik uzayının dalgacık katsayıları ile indirgenebileceği ve daha küçük boyutlu veriler ile sınıflandırma işleminin gerçekleştirilebileceği gösterilmiştir (Yu vd., 2016; Szu vd.,1996; Famili vd.,1997; Misiti vd.,1996; Strang ve Nguyen .,1996; Devaney ve Hisconmmez.,1994; Etemad ve Chellappa.,1998; Lu vd.,1996).

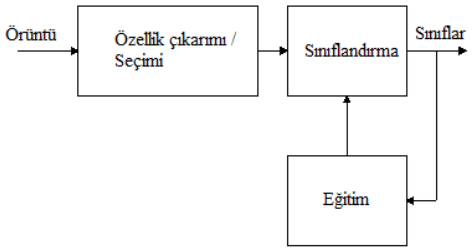
Bu çalışmada, hedef tanıma için yeni bir akıllı yöntem önerilmiştir. Otomatik hedef tanıma amacıyla, çeşitli hedefler ön işlemden geçirilmiş ve gerçek hedef eko sinyallerinden özellikleri verimli bir şekilde çıkarmak için YÇM radar sinyal işleme, dalgacık dönüşümü, imge bölütleme, merkez kenar değişimi yöntemi ve yapay sinir ağı (YSA) kullanılmıştır. Bu çalışmada, gerçek hedef eko sinyali verileri gerçek bir Radar deney setinden elde edilmiştir. Radar deney seti eğitim amaçlıdır ve çok fonksiyonlu 9620/21 Model Lab-Volt radar deneyi setidir. Darbeli Radar Hedef Eko (RHE) sinyalleri 44 KHz örnekleme frekansına sahip bir ses kartı kullanılarak bilgisayar ortamına alınmıştır. Radar otomatik hedef tanıma amacı ile sunulan bu makalenin sunduğu yenilikler aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. Bu çalışmada, hedef tanımanın yüzdesini artıran etkili bir özellik çıkarma yöntemi kullanılmıştır.
2. Bu çalışmada, YÇM radar otomatik hedef tanıma alanındaki öznitelik çıkarımı için görüntü işleme yöntemleri kullanılarak YÇM RHE sinyallerinin Zaman-Frekans Gösterimi (ZFG) imgeleri işlenmiştir.

Materyal ve Yöntem

Örüntü Tanıma

Örüntü tanıma, ortaya çıkan kalıplardan öznitelik çıkarma ile başlayarak, ideal olarak gerekli tüm bilgileri içeren bir gösterim olarak ilişkilendirilen örüntünün özelliklere dönüştürülmesi ile başlayan bir dizi aşama olarak ifade edilebilir. Özellik çıkarımı adımında, verilen örüntü gereksiz tanımlama yapılmadan en iyi temsil eden daha az sayıdaki anlamlı özellik belirlenir. Son olarak, sınıflandırma yapılır. Bu aşamada, belirli bir örüntü, kendisine göre seçilen karakteristik özelliklerine göre belirli bir sınıfa atanır. Şekil 1'de gösterilen bu genel özet model birçok farklı gerçeklemelere ve uygulamalara izin verir. Örüntü tanımaya uygulanan bu teknikler yapay zeka yaklaşımlarını kullanır (Bishop., 1996).



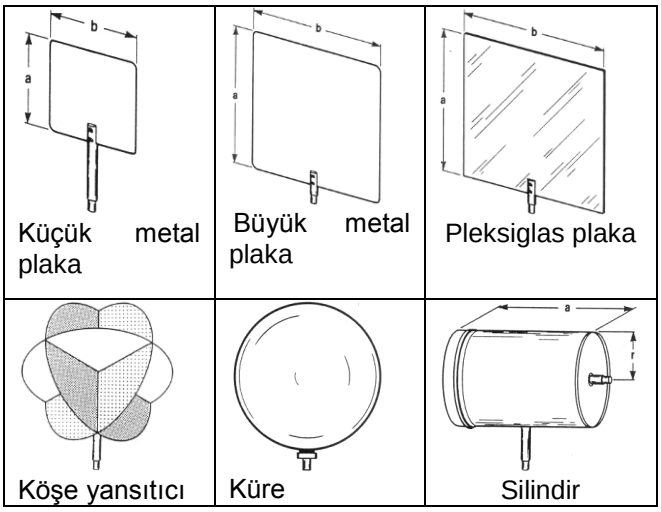
Şekil 1. Örüntü tanıma yaklaşımı

Hedef Eko Sinyalleri

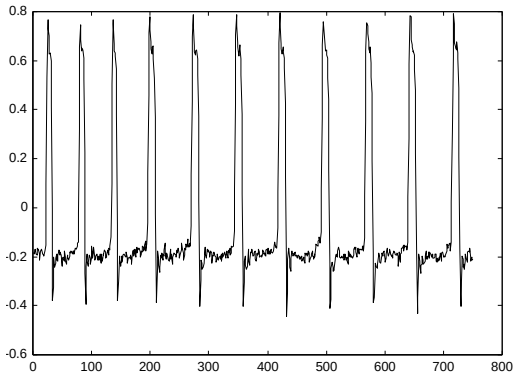
Eko sinyali, hedeften radara geri dönen sinyaldir. Aynı zamanda, eko sinyali hedef menzil profili olarak da adlandırılabilir. Literatürde, otomatik hedef belirleme için eko sinyalinin kullanıldığı birçok çalışma vardır (Ahern vd., 1986; Yu vd., 2016; Wei vd., 2016; Shengqi., 2015; Avcı ve Cöteli., 2012; Mallat., 1991; Szu., 1996; Stirmanve Nachman., 1996; Panapakkam vd., 1995; Devaney vd., 1997; Famili vd., 1997). Bu çalışmada, sınıflandırmada gerçek giriş olarak darbeli RHE sinyalleri kullanılmıştır. Hedefleri birbirinden ayırt etmek için Şekil 2'de gösterilen sekiz hedef nesne (küçük metal plaka, büyük metal plaka, büyük pleksiglas plaka, köşe yansıtıcı, küre, silindirin yan kısmı, silindirin alt kısmı ve silindirin çapraz kısmı) için etkin bir öznitelik çıkarma yöntemi geliştirilmiştir. Deneysel uygulama eğitsel amaçlı ve çok fonksiyonlu 9620/21 Model Lab-Volt radar deney seti ile gerçekleştirilmiştir. Darbeli radar eko sinyalleri, 44 KHz örnekleme frekanslı ses kartı kullanılarak bilgisayar ortamına alınmıştır. Hedef eko sinyali dalgası Şekil 3' te verilmiştir.

Dalgacık Dönüşümü ve Meksika Şapkası Dalgacık Skalaogramı

Dalgacık dönüşümü, telekomünikasyondan radar hedef tanımaya kadar çok farklı alanlarda kullanılmaktadır. Dalgacık dönüşümü durağan olmayan sinyalleri analiz etmeye uygundur. Bu nedenle, dalgacık dönüşümü durağan olmayan sinyallerin fazlaca bulunduğu birçok hedef tanıma uygulamasında Fourier yöntemine güçlü bir alternatif haline gelmiştir (Akay.,1997). Dalgacık dönüşümünün temel avantajı, düşük frekanslar için geniş, yüksek frekanslar için dar pencere kullanarak değişen bir pencere boyutuna sahip olmasıdır. Böylece tüm frekans aralıklarında en uygun zaman-frekans çözünürlüğü elde edilebilir (Quiroga .,1998).



Şekil 2. Hedef yankı sinyali veri setlerini elde etmek için radar deneyinde kullanılan hedeflerin şekilleri



Şekil 3. Hedef eko sinyalinin dalga şekli

Dalgacık ayrıştırması, yüksek frekans bileşenlerini küçük bir zaman penceresi ve düşük frekans bileşenlerini büyük zaman penceresi kullanarak analiz eder. Bunun nedeni, düşük frekans bileşeni geniş bir zaman aralığında bir döngüyü tamamlarken, yüksek frekans bileşeni ise daha kısa bir aralıkta bir döngüyü tamamlamasıdır. Bu nedenle, yavaş değişen bileşenler yalnızca uzun zaman aralıklarında tanımlanabilir, ancak kısa sürede aşırı değişen bileşenler tanımlanabilir. Dalgacık ayrıştırması, her seviyede veya aşamada farklı frekanslarda örneklenmiş sürekli bir zaman dalgacık ayrıştırması olarak algılanabilir. *m*-seviyede ve t_m zamanında dalgacık ayrıştırması

Denklem 1 ile ifade edilebilir:

$$d_m(t_m) = x(t)\psi_m\left(\frac{t - t_m}{2^m}\right) \quad (1)$$

Burada; ψ_m *m*-frekans seviyesindeki ayrıştırma filtresidir. Ayrışım filtresinin etkisi, *m*-seviyede faktör 2^m faktör ile ölçeklendirilir. Aksi halde, şekil her seviyede aynıdır.

Sürekli gerçek değerli zaman fonksiyonu *f(t)*'nin dalgacık gerçek değerli dalgacık fonksiyonu g'ye göre dalgacık dönüşümü Denklem 2'deki gibi yazılabilir:

$$T(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{\infty} g^*\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t)dt \quad (2)$$

Denklem 2'de, $g^*((t-b)/a)$ konvolüsyonda kullanılan analiz dalgacığının karmaşık eşleneği ve *f(t)* ise analiz edilen sinyaldir. Bu nedenle dalgacık dönüşümü, analiz edilen sinyalin bir *b* faktörü ile dönüştürülmüş ve bir *a* faktörü ile ölçeklendirilmiş bir dalgacık fonksiyonuyla çapraz korelasyonu olarak düşünülebilir (Watson vd., 2000; Addison vd., 2002). Buradaki *a* ve *b* parametreleri sırasıyla yer ve ölçek parametresi olarak bilinir.

Dalgacık analizinin optimal gerçekleştirilebilmesi için uygulamaya uygun doğru dalgacık ve dönüşüm türünün kullanılması gerekir (Watson vd.,2000). Yapılan sinyal analizlerinde, Gauss fonksiyonunun ikinci türevi olan sürekli bir dalgacık üzerine odaklanılmıştır. Meksika Şapkası Dalgacık Dönüşümü olarak bilinen bu dalgacık dönüşümü yöntemi, sinyalde yere özgü özellikleri incelemek için kullanışlılığa, zamansal kompaktlığa sahiptir (Watson vd., 2000). Sürekli dalgacık dönüşüm yöntemlerinden olan Meksika Şapkası Dalgacık Dönüşümü, içerdiği sinyali daha bir şekilde temsil eder.

(Muzy vd. 1992) yaptığı çalışmada, frekans alanında sonlu kompakt destekli bir dalgacık ile band sınırlı bir sinyalden elde edilen dalgacık skalaogramının tam ve kararlı bir sinyal gösterimi oluşturduğu göstermişlerdir. Son yıllarda, sürekli dalgacık dönüşümü skalaogramının tekniği mühendislik ve tıptaki çeşitli sinyallere uygulanmıştır (Newland vd., 1999; Staszewski ., 1998; Lu vd., 1992).

Meksika şapka dalgacığı bir Gauss fonksiyonunun ikinci türevidir ve Denklem 3 ile gösterilebilir.

$$\psi_m(t) = (1-t^2)e^{\frac{t^2}{2}} \quad (3)$$

Bu denkleme göre; Meksika şapkası dalgacığı skalaogramı, Meksika şapkası dalgacık dönüşümünün kare modülüdür. Skalaogram Denklem 4 yardımı ile bulunabilir.

$$S = |T(a,b)|^2 \quad (4)$$

Burada S; skalaogramdır.

İmge Bölütleme

Bu çalışmada, bulanık C-Ortalamalar algoritması, YÇM RHE sinyallerinin ZFG imgelerinin bölütlenmesi için kullanılmıştır (Kulkarni vd., 2001).

Bulanık C-Ortalamalar Algoritması

Kümeleme, verilerin arasındaki benzerliklere dayalı olarak verilerin alt gruplara veya gruplara bölünmesidir. Bulanık kümeleme ise veri topluluğunun bulanık alt kümelere veya kümelere veri arasındaki benzerliklere dayalı olarak bölünmesidir: Bu işlem Bulanık C-Ortalamalar olarak adlandırılan bir algoritma kullanılarak uygulanabilir (Kulkarni.,2001). Bulanık C-ortalamalar, *J* amaç fonksiyonunu minimize etmek için üyelik dereceleri ve küme merkezlerini kullanan iteratif bir algoritmadır. Bu durum Denklem 5'te gösterilmiştir.

$$J = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{R}(\mu_{ij})^m \left|x^i - \underline{v^j}\right|^2 \quad (5)$$

Denklem 5' te; *m* bir tasarım parametresi, μ_{ij} üyelik derecesi, $\underline{v^j}$ ise küme merkezidir. Bu

denklemde *m*'nin değeri 1'den büyük seçilir. Ayrıca Denklem 5'te; *M*, *G* eğitim veri setindeki giriş-çıkış veri çifti sayısı, *R*; kural sayısıdır. Denklem 5' teki amaç fonksiyonu minimize edilecek şekilde önceki kümelenme merkezlerine dayanan yeni küme merkezleri hesaplanır. *J*'yi minimize etmek için gerekli koşullar Denklem 6'da verilmiştir.

$$\underline{v}_{new}^{j} = \frac{\sum_{i=1}^{M} x^{i} (\mu_{ij}^{new})^{m}}{\sum_{i=1}^{M} (\mu_{ij}^{new})^{m}} \qquad (6)$$

Burada;

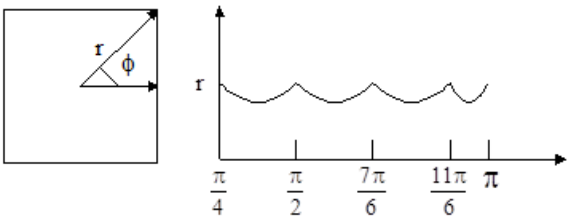
$$\mu_{ij}^{new} = \left[\sum_{k=1}^{R} \left(\frac{\left| x^{i} - v_{old}^{j} \right|^{2}}{\left| x^{i} - v_{old}^{k} \right|^{2}} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \qquad (7)$$

Canny Kenar Tespit Yöntemi

Canny kenar tespit yöntemi, bir görüntünün eğiminin yerel maksimumunu aramak suretiyle kenarları bulur. Eğim, bir Gauss filtresinin türevi kullanılarak hesaplanır. Bu yöntem, güçlü ve zayıf kenarı algılamak için iki eşik kullanır ve zayıf kenarı yalnızca güçlü kenarlara bağlıysa çıkışta içerir. Bu nedenle bu yöntemin zayıf kenarları algılama olasılığı daha düşüktür.

Merkez Kenar Değişimi Yöntemi

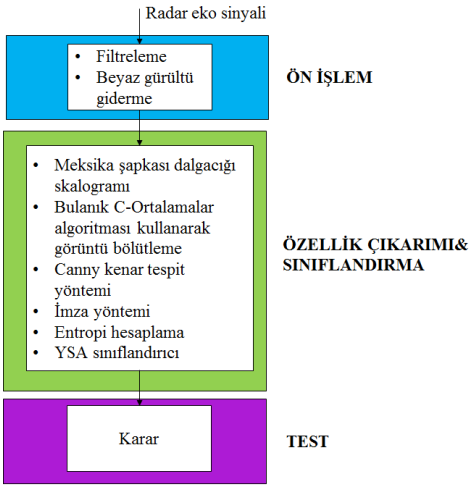
Merkez kenar değişimi, iki boyutlu bir sınırın tek boyutlu gösterimidir. Merkez kenar değişimi, $r(\phi)$ fonksiyonun bir grafiği olarak tanımlanabilir. Burada *r*, sınır üzerindeki bir nokta ile bölgenin ağırlık merkezi arasındaki Öklid uzaklığını temsil eder ve ϕ ise Şekil 4'te gösterildiği gibi referans vektöre göre açıyı gösterir. Uzaklığa karşı açının çizimi merkez kenar değişimini belirler (Kulkarni., 2001). Bir daire için merkez kenar değişimi, yarıçapı gösteren bir çizgidir. Kare için merkez kenar değişimi ise Şekil 4' te gösterilmiştir.



Şekil 4. Bir karenin merkez kenar değişimi

Yöntem

Şekil 5' te bu çalışmada geliştirilen akıllı sistem gösterilmiştir. Bu akıllı sistem üç aşamadan oluşmaktadır: (a) veri toplama ve ön işlem, (b) dalgacık dönüşümü kullanılarak özellik çıkarma ve YSA ile sınıflandırma ve (c) Eğitilmiş YSA' nın testi.

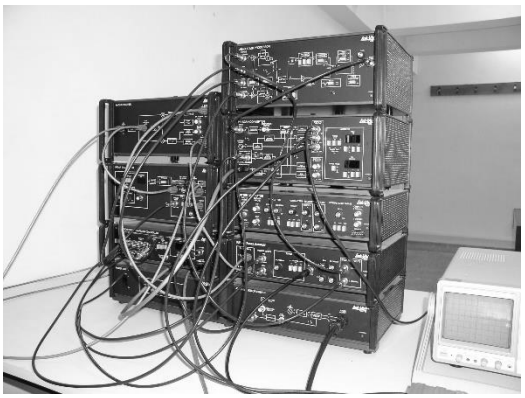


Şekil 5. Akıllı hedef tanıma için önerilen yöntemin şematik gösterimi

Veri Toplama ve Önişlem

Tüm orijinal RHE sinyalleri, eğitsel amaç ve çok işlevli olan 9620/21 Model Lab-Volt radar deney setinden elde edilmiştir. Bu deney setinin fotoğrafı Şekil 6'da gösterilmiştir. Darbeli radar sisteminin parametreleri aşağıdaki gibi ayarlanmıştır:

- Darbe genişliği: 2 ns
- RF osilatör: 9.4 GHz
- Darbe tekrar frekansı: 144 Hz
- Radar alıcı anteni ile hedef tablası arasındaki mesafe: 115 cm.



Şekil 6. Çok fonksiyonlu 9620/21 Model Lab-Volt radar deney setinin fotoğrafı

Küçük metal plaka, büyük metal plaka, büyük pleksiglas plaka, köşe reflektör, küre, silindirin yan kısmı, silindirin alt kısmı ve silindirin çapraz kısımlarından yansıyan darbeli RHE sinyalleri 44 kHz örnekleme frekansına sahip ses kartı yardımı ile bilgisayar ortamına alınmıştır.

Özellik vektörünü elde etmek için ön işlemler sayısal sinyaller üzerinde gerçekleştirilmiş ve bilgisayar ortamına ses kartı kullanılarak aşağıdaki sıraya göre iletilmiştir:

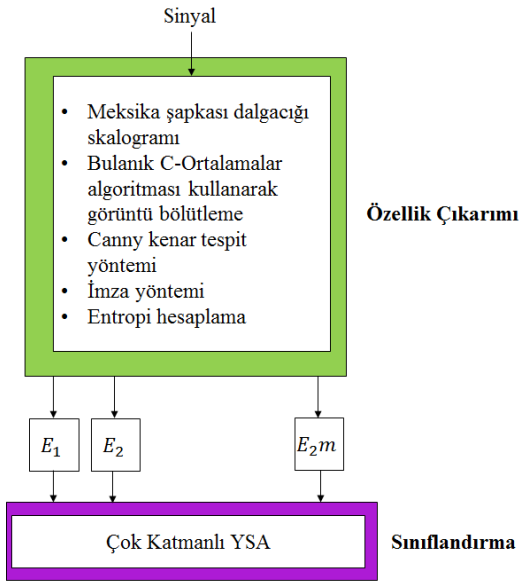
(i) Filtreleme: RHE sinyallerinin frekans aralığı, genellikle 0.5-2 kHz aralığında olduğu için, bu sinyallerdeki istenmeyen düşük frekans bileşenlerini yok etmek için yüksek geçiren bir filtre kullanılmıştır. Filtre, sayısal Sonlu Darbe Cevaplı (SDC) filtredir. Bu filtre 50. dereceden, 500 Hz'lik köşe frekansına sahiptir. Ayrıca pencere 50 noktalı simetrik Hamming penceredir.

(ii) Beyaz gürültü giderme: Beyaz gürültü, olası her frekansı eşit miktarda içeren rasgele bir sinyaldir. Bu sinyalin hızlı Fourier Dönüşümü (FFT) düz bir spektruma sahiptir (Turkoglu vd., 2003; Turkoglu vd., 2002). RHE sinyalleri, dalgacık filtresi kullanarak beyaz gürültüyü yok edecek şekilde filtrelenmiştir. Beyaz gürültüyü giderme işlemi üç adımdan meydana gelmektedir (Wang vd., 2001; Zhang ve Benveniste vd., 1992; Avcı vd., 2005):
Beyaz gürültüyü gidermek için ilk olarak ayrıştırma işlemi gerçekleştirilir. Bu adımda, RHE sinyalinin 5. seviyedeki dalgacık ayrışım katsayıları hesaplanır. Burada 4. dereceden Daubechies dalgacık filtresi kullanılır. İkinci adımda, detay katsayısı eşik entropi değeri hesaplanarak eşik değeri alınır. Bu amaçla, 1'den 5'e kadar her seviye için, detay katsayılarına yumuşak eşik değer uygulanır. Son adımda, tekrar oluşturma işlemi gerçekleştirilir. Sinyalin tekrar oluşturulmasında, 5. seviyenin özgün yaklaşık katsayıları ve 1'den 5'e kadar olan seviyedeki değiştirilmiş detay katsayıları kullanılır.

(iii) Özellik Çıkarma ve Sınıflandırma
Bu akıllı sistem altı adımdan meydana gelmektedir. Birinci adımda, YÇM radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgeleri elde edilir. Bu aşamada YÇM radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgelerini elde etmek için Meksika şapka dalgacık skalaogramı kullanılmıştır. Bu renkli imgeler gri imgelere dönüştürülür. İkinci adımda, bulanık C-Ortalamalar algoritması, bu gri imgelerin 2-seviyeli bölütlenmesi için kullanılmıştır. Üçüncü adımda, Canny kenar tespit yöntemi bu gri ZFG imgelerinin kenarlarının tespiti için kullanılmıştır. Yöntemin dördüncü adımında, gri ZFG imgelerinin kenar piksellerinden merkez piksellere olan uzaklık vektörlerini elde etmek için merkez kenar değişimi yöntemi kullanılmıştır. Bu uzaklık vektörlerinin her biri için Norm entropi, Sure entropi, Logaritmik Enerji entropi ve eşik entropi değerleri hesaplanmıştır. Bu entropi değerleri bu çalışmanın beşinci adımında gerçekleştirilen sınıflandırma için özellik vektörünü oluşturmaktadır. Altıncı adımda, çok katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılarak bu özellik vektörünün sınıflandırılması yapılmıştır.

Bu çalışmada gerçekleştirilen özellik çıkarımı ve sınıflandırma işleminin yapısı Şekil 7'de gösterilmiştir. Özellik çıkarımı, örüntü tanıma için oldukça önemlidir. Özelliklerin iyi seçilmemesi durumunda en iyi sınıflandırıcı dahi kötü bir sınıflandırma performansı gösterebilir. Bir özellik çıkarıcı, örüntü vektörünü orijinal vektörden elde edilen yararlı bilgilerin çoğunu içeren daha düşük bir boyuta indirgemelidir. Bu çalışmada radar deney

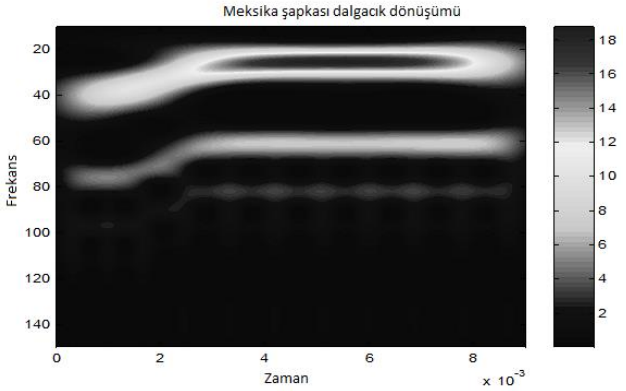
setinden elde edilen RHE sinyalleri çok fazla detaylara sahip ve yüksek derecede durağan olmayan sinyallerdir. Veri ön işleme gerçekleştirildikten sonra, MATLAB Dalgacık Dönüşüm ve YSA araç kutuları kullanılarak, yukarıda anlatılan altı adımdan oluşan yöntem RHE sinyallerine uygulanmıştır.



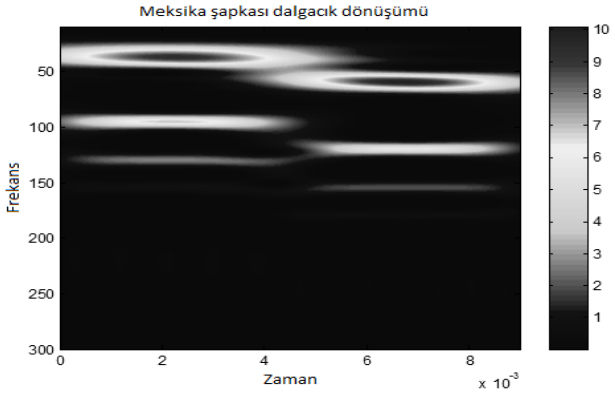
Şekil 7. Örüntü sınıflandırma için önerilen özellik çıkarımı ve sınıflandırma yönteminin yapısı

Adım-1: (YÇM radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgelerini elde etmek için Meksika şapka dalgacık skalaogramının kullanılması): Bu çalışmada, küçük metal plaka, büyük metal plaka, büyük pleksiglas plaka, köşe reflektörü, küre, silindirin bir kısmı, silindirin alt kısmı ve silindirin çapraz kısmı olmak üzere toplam sekiz hedef RHE sinyallerini elde etmek için kullanılmıştır.

Bu hedeflerin her biri için, radar vericisi anteniyle farklı uzaklıklara sahip 24' er adet RHE sinyali kullanılmıştır. Bu nedenle, radar deney setinden elde edilen toplam RHE sinyallerinin sayısı 192' dir. Bu adımda, 192 YÇM radar hedef eko sinyalinin ZFG imgeleri, Meksika şapkası dalgacık skalogramı kullanılarak elde edilmiştir. Şekil 8 ve 9' da küçük metal plaka hedefinin ve silindirin alt kısmının Meksika şapkası dalgacık skalogramları gösterilmiştir. Daha sonra, bu renkli imgeler gri imgelere dönüştürülmüştür.



Şekil 8. Küçük metal plakanın Meksika şapkası dalgacık skalaogramı



Şekil 9. Silindirin alt köşenin Meksika şapkası dalgacık skalaogramı

Adım-2 (Bulanık C-Ortalamalar algoritması kullanılarak gri seviyedeki ZFG imgelerinin 2-seviyeli imge bölütlenmesi): Özellik çıkarım mekanizmasının bu adımında, Meksika şapkası dalgacık skalogramı kullanılarak elde edilen 192 YÇM radar hedef eko sinyalinin ZFG imgelerinin 2-seviyeli imge bölütlenmesi Bulanık C-Ortlamalar algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Küçük metal plaka hedefinin ZFG imgeleri ve silindirin alt kısmı için elde edilen 2-seviyeli imge bölütlenmesi Şekil 10 ve Şekil 11' de gösterilmiştir.

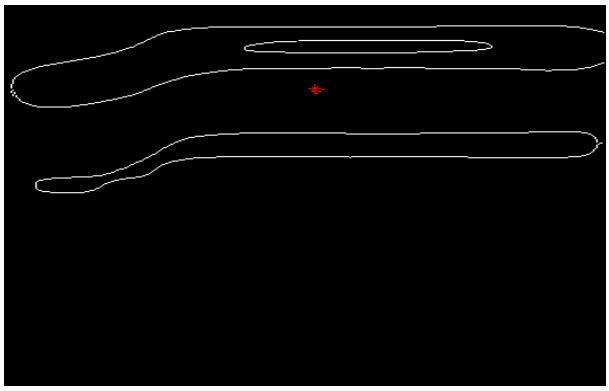


Şekil 10. Küçük metal plaka hedefinin ZFG görüntüsünün Bulanık C-Ortalamalar algoritması kullanılarak elde edilen 2 seviyeli görüntü bölütlemesi

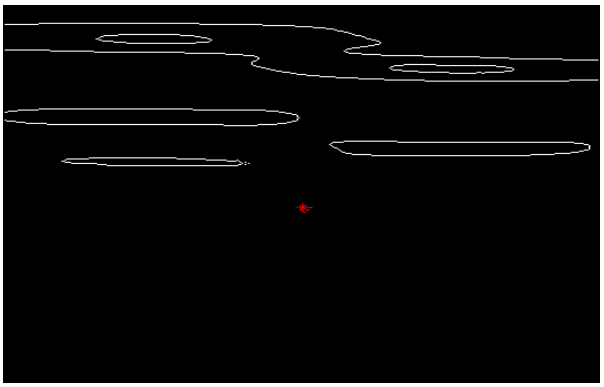


Şekil 11. Silindir hedefinin alt kısmının ZFG görüntüsünün Bulanık C-Ortalamalar algoritması kullanılarak elde edilen 2 seviyeli görüntü bölütlemesi

Adım-3 (Canny kenar tespit yöntemi kullanılarak gri seviyeli ZFG imgelerinin kenarlarının tespiti): Özellik çıkarım mekanizmasının bu adımında, Canny kenar tespit yöntemi, gri seviyeli ZFG imgelerinin kenarlarının tespiti için kullanılmıştır. Küçük metal plaka hedefinin ve silindirin alt kısmının ZFG imgelerinin tespit edilen kenarları Şekil 12 ve Şekil 13' te gösterilmiştir.

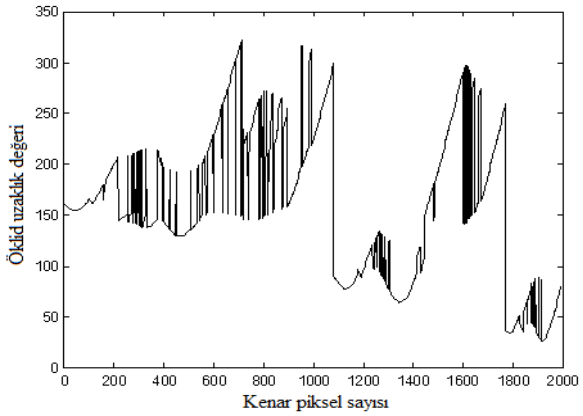


Şekil 12. Küçük metal plaka hedefinin ZFG görüntüsünün tespit edilen kenarları



Şekil 13. Silindir hedefinin alt ksımının ZFG görüntüsünün tespit edilen kenarları

Adım-4 (Gri seviyeli ZFG imgelerine merkez kenar değişimi yönteminin uygulanması): Merkez kenar değişimi yöntemi, bu gri seviyelerin her birinin kenar piksellerinden ZFG imgelerinden dördüncü adımdaki orta piksellere olan uzaklık vektörlerini elde etmek için kullanılmıştır. Böylece, bu gri seviyeli ZFG imgelerinin her biri için kenar piksellerinden merkez piksele Öklid uzaklığını temsil eden bir mesafe vektörü elde edilmiştir. Bir sonraki adımda, elde edilen bu uzaklık vektörlerinin her biri için Sure entropi, norm entropi, logaritmik enerji entropi ve eşik entropi değerleri hesaplanmıştır. Küçük metal plaka hedefinin ve silindir hedefinin alt kısmının ZFG imgelerinin mesafe vektörleri Şekil 14' te gösterilmiştir.



Şekil 14. Silindir hedefinin alt kısmının ZFG görüntüsünün uzaklık vektörü

Adım-5 (uzaklık vektörlerinin her biri için Sure entropi, norm entropi, logaritmik enerji entropi ve eşik entropi değerleri hesaplanması): Bu adımda, özellik vektörü oluşturmak için uzaklık vektörlerinden Sure entropi, Norm entropisi, Logaritmik Enerji entropi ve eşik entropi değerleri hesaplanır. Aşağıda Sure entropi, Norm entropi, logaritmik enerji entropi ve eşik entropinin hesaplanması ile ilgili denklemler verilmiştir. Sure entropi Denklem 8 yardımı ile hesaplanabilir.

$$|s_i| \le \varepsilon \Rightarrow E(s) = \sum_{i=0} \min((s_i{}^2, \varepsilon^2) \qquad (8)$$

Bu denklemde; ε pozitif bir eşik değeridir (Staszewski vd., 1998; Lu vd., 1992). Bu çalışmada ε değeri 2 olarak alınmıştır.
Norm entropi Denklem 9 yardımı ile hesaplanabilir.

$$E(s) = \sum_{i=0} |s_i|^p \qquad (1 \le p < 2) \qquad (9)$$

Bu denklemde; "*s*" sinyal, s_i ise sinyalin i. katsayısıdır (Staszewski vd., 1998; Lu vd., 1992). Bu çalışmada *p* değeri 1 olarak alınmıştır.

Logaritmik Enerji entropi E(s) Denklem 10 yardımı ile hesaplanabilir.

$$E(s) = \sum_i \log_2(s_i^2) \qquad (10)$$

Eşik entropi E(s) Denklem 11 yardımı ile hesaplanabilir.

$$E(s) = \sum_i E(s_i) \qquad (11)$$

Eğer $|s_i| > \varepsilon$, $E(s_i) = 1$. Eğer $|s_i| \le \varepsilon$, $E(s_i) = 0$ olarak alınmıştır. Burada ε bir eşik değeridir. Bu çalışmada, ε değeri 2 olarak alınmıştır.

Bu çalışmada toplam 192 YÇM radar hedef eko sinyali kullanılmıştır. Bu kullanılan 192 adet YÇM radar hedef eko sinyalinin (8 hedefin her biri için) 15' er âdeti sınıflandırma işlemi için ve 9' ar âdeti ise test işlemi için kullanılmıştır. Bu elde edilen ZFG imgelerinin her biri için Sure entropi değeri, Norm entropi değeri, Logaritmik entropi değeri ve Eşik entropisi değeri olmak üzere 4' er adet özellik hesaplanmıştır. Böylece sınıflandırma işlemi için toplam 15 x 4' lük, test işlemi için ise 9 x 4' lük özellik vektörü oluşturulmuştur. Sınıflandırma işlemi için toplam 15 x 4' lük özellik vektörü, 6. adımdaki çok katmanlı YSA sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Daha sonra test işlemi için ise 9 x 4' lük özellik vektörü eğitilmiş çok katmanlı YSA' nın girişlerine verilmiştir.

Adım-6 (Çok katmanlı YSA kullanılarak sınıflandırma işleminin gerçekleştirilmesi): Bu adımda, 5. adımda elde edilen özellikler kullanılarak ilk önce K - En yakın Komşuluk (KEK) algoritması ve Bayes Karar Algoritması (BKA) ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Bu doğrusal sınıflandırıcılardan alınan sınıflandırma test sonuçları sırasıyla aşağıda Tablo 2 ve Tablo 3' de verilmiştir. Buradan da görüldüğü gibi KEK ve BKA yöntemleri kullanılarak, sırasıyla % 74.92 ve % 79.08' lik doğru sınıflandırma test başarımları elde edilmiştir. Daha sonra sistem performansını artırmak için aynı özellikleri kullanarak, akıllı bir sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada kullanılan YSA'nın eğitim parametreleri ve yapısı, Tablo 1'de verilmiştir. YSA'nın gizli katman sayısı, gizli katmandaki nöron sayısı, momentum katsayısı ve öğrenme

oranı gibi ayarlanabilir parametreler birkaç farklı deneyden sonra en iyi sınıflandırma performansı elde edecek şekilde seçilmiştir.

Tablo 1. YSA sınıflandırıcı yapısı ve eğitim parametreleri

Katman sayısı	3
Nöron sayısı	Giriş: 4 Ara: 15 Çıkış: 8
Ağırlık ve biaslar	The Nguyen-Widrow
Aktivasyon fonksiyonu	Log-sigmoid
Öğrenme kuralı	Geriye yayılım
Adaptif öğrenme oranı	Başlangıç: 0.0001 Artış: 1.05 Azalış: 0.7
Momentum sabiti	0.98
MSE	0.00001

Deneysel Sonuçlar

Bu çalışmada küçük metal plak, büyük metal plak, büyük pleksiglas plak, köşe reflektör, küre, silindirin yan kısmı, silindirin alt kısmı ve silindir hedeflerinin çapraz kısmının toplamı 96 RHE sinyali kullanılarak deneyler gerçekleştirilmiştir. Bu hedeflerin her biri için toplam 6 adet RHE sinyali kullanılmıştır. Bu sinyallerden üçü radar verici anteniyle farklı uzaklıklara sahiptir. Diğer üç sinyale farklı genlikte beyaz gürültü (Sinyal / Gürültü Oranı (SNR) = -2dB, -3 dB ve -5 dB) eklenmiştir. Bu 96 sinyalin 24'ü YSA sınıflandırıcısının eğitimi için, kalan sinyaller ise YSA sınıflandırıcısının testi için kullanılmıştır. Yapılan deneysel çalışmalar sonucunda, YSA sınıflandırıcının eğitiminde 8 farklı hedef sinyal sınıfı için % 88.8 doğru sınıflandırma test başarımı elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar RHE sinyallerinden özelliklerin çıkarılması için önerilen yaklaşımın etkililiğini ve güvenilirliğini açıkça göstermektedir. YSA sınıflandırıcının test sonuçları Tablo 4' de gösterilmiştir.

Sonuçlar

Bu çalışmada, RHE sinyallerinin YÇM radar hedef eko sinyallerinin ZFG imgelerinin yorumlanması için imge bölütleme ve örüntü tanıma yöntemleri kullanarak akıllı bir sistem önerilmiştir. Daha sonra, bu yöntemin performansı küçük metal plak, büyük metal plak, büyük pleksiglas plak, köşe reflektörü, küre, silindirin yan kısmı, silindirin alt kısmı ve silindir hedeflerinin çapraz kısmı için incelenmiştir. Öznitelik çıkarma ve sınıflandırma işlemleri, önerilen akıllı yöntem kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen yöntem yardımı ile etkili bir şekilde imgeler yorumlanabilmektedir. Özellik seçimi, önerilen akıllı sisteminin bir sinyalin farklı çözünürlüklerde temsil edilerek gerçekleştirilmiştir. Özetle, Meksika şapka dalgacık skalaogramı ve imge bölütlemenin RHE sinyallerinden bilgi çıkarmak için etkili bir araç olduğu gösterilmiştir. Önerilen öznitelik çıkarma yöntemi, RHE sinyallerindeki gürültüye karşı da dayanıklıdır. Bu uygulama ile entropi özellikleri, RHE sinyallerini karakterize etmek için çok kullanışlı özellikler olacağı gösterilmiştir. Ayrıca entropiden elde edilen bilgiler enerjiyle ve dolayısıyla sinyal genliği ile ilgilidir. Önerilen akıllı sistemin en önemli özelliğinden biri de, sınıflandırıcının gerçek zamanlı uygulamalarda tekrar eğitilmeksizin kullanıldığından cevap süresinin kısa olmasıdır. Bu özellik, önerilen akıllı sistemi RHE sinyallerinin yorumlanmasında otomatik sınıflandırma için uygun hale getirmektedir. Ayrıca bu çalışmada önerilen akıllı sistemin hızlı olması, kullanımının kolay olması ve pahalı olmaması gibi avantajlara sahiptir. Bununla birlikte, radar deney setinden veri elde etmek için kullanılan hedef ve radar alıcı antenin konumu dikkate alınmalıdır. Akıllı sistemin gerçek zamanlı yapılabilirliğinin yanı sıra RHE sinyal çeşitlerini ve sayılarını arttırarak hedef tanıma için ek bilgi sağlanabilir.

Tablo 2. KEK algoritması ile elde edilen doğru tanıma performansı

	Küçük metal plaka	Büyük metal plaka	Pleksiglas plaka	Köşe yansıtıcı	Küre	Silindir kenarları	Silindirin alt kısmı	Silindirin çapraz görüntüsü
Toplam örnek sayısı	9	9	9	9	9	9	9	9
Doğru sınıflandırma	6	7	8	5	7	8	6	7
Yanlış sınıflandırma	3	2	1	4	2	1	3	2
% Ortalama doğruluk	66.6	77.7	88.8	55.5	77.7	88.8	66.6	77.7

Tablo 3. BKA algoritması ile elde edilen doğru tanıma performansı

	Küçük metal plaka	Büyük metal plaka	Pleksiglas plaka	Köşe yansıtıcı	Küre	Silindir kenarları	Silindirin alt kısmı	Silindirin çapraz görüntüsü
Toplam örnek sayısı	9	9	9	9	9	9	9	9
Doğru sınıflandırma	7	8	8	7	6	7	6	8
Yanlış sınıflandırma	2	1	1	2	3	2	3	1
% Ortalama doğruluk	77.7	88.8	88.8	77.7	66.6	77.7	66.6	88.8

Tablo 4. Önerilen akıllı sistemin performansı

	Küçük metal plaka	Büyük metal plaka	Pleksiglas plaka	Köşe yansıtıcı	Küre	Silindir kenarları	Silindirin alt kısmı	Silindirin çapraz görüntüsü
Toplam örnek sayısı	9	9	9	9	9	9	9	9
Doğru sınıflandırma	8	9	8	7	9	8	7	8
Yanlış sınıflandırma	1	-	1	2	-	1	2	1
% Ortalama doğruluk	88.8	100	88.8	77.7	100	88.8	77.7	88.8

Kaynaklar

Addison P. S., Watson J. N., and Feng T., (2002).Low-oscillation complex wavelets, Journal of Sound and Vibration, 254(4), 733-762.

Ahern G. J., Delisle Y., etc., (1989).Radar, Lab-Volt Ltd., vol. 1, p.p. 4-7.

Akay M., , (1997).Wavelet applications in medicine. IEEE Spectrum, 34, 50–56.

Avci E., Turkoglu I., Poyraz M., (2005). Intelligent Target Recognition on Based Wavelet Packet Neural Network, Experts Systems with Applications, 29(1).

Avci E. and Coteli R.. (2012)."A new automatic target recognition system based on wavelet extreme learning machine." Expert Systems with Applications 39.16, p. 12340-12348.

Bishop C.M., (1996). Neural Networks for Pattern Recognition, Clarendon Press, Oxford.

Devaney A. J. and Hisconmez B., (1994). Wavelet signal processing for radar target identification a scale sequential approach, in Proc. SPIE Wavelet Applications, vol. 2242, pp. 389–399.

Devaney A. J., Raghavan R., Lev-Ari H., Manolakos E., and Kokar M., (1997). "Automatic Target Detection and Recognition: A Wavelet Based Approach," Northeastern Univ. Defense Technical Inform. Center, Tech. Rep. AD-A329 696.

Etemad K. and Chellapa R., (1998). Separability-Based multiscale basis selection and feature extraction for signal and image classification, IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, pp. 1453–1465.

Famili A., Wei-Min S., Weber R., and Simoudis E., (1997). "Data preprocessing and intelligent data analysis," Intell. Data Anal., vol. 1,

Kulkarni A. D., (2001). Computer Vision and Fuzzy-Neural Network Systems, Prentice Hall PTR.

Lu J., Weaver J.B., D.M. Healy and Y. Xu, (1992).Noise reduction with multiscale edge representation and perceptual criteria, Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale analysis, Victoria, BC, October.

Lu J., V. Algazi R., and R. Estes R. Jr., (1996). "Comparative study of wavelet image coders," Opt. Eng., vol. 35, pp. 2605–2619.

Mallat, S., (1991). Zero-Crossings of a wavelet transform, IEEE Tran. Inform. Theory, vol. 37, pp. 1019–1033.

Mallat S., (1998).A Wavelet Tour of Signal Processing, Academic Press, San Diego.

Misiti M., Nisiti Y., Oppenheim G., and Poggi J., 1996).Wavelet Toolbox User's Guide. Natick, MA: MathWorks, Inc.

Muzy J. F., Bacry E., Arneodo A., (1992).Multifractal formalism for fractal signals: The structure-function approach versus the wavelet-transform modulus-maxima method, Physical Review E, Vol.47(2), 875-884.

Newland D.E., (1999).Ridge and Phase Identification in the Frequency Analysis of Transient Signals by Harmonic Wavelets, Transactions of the ASME, Journal of Vibrations and Acoustics, Vol.121, 149-155.

Panapakkam A.,.Balakrishnan S.N., Clair D.D., "Applications ofWavelets to Automatic Target Recognition," Defense Technical Inform. Center, Tech. Rep. AD-A294 854, (1995).

Quiroga R. Q., (1998).Quantitative analysis of EEG signals: Time–frequency methods and Chaos theory. Lu¨beck: Intitute of Physiology, Medical University,

Shengqi L., et al., (2015).Multi-view radar target recognition based on multitask compressive sensing, Journal of Electromagnetic Waves and Applications 29(14), p. 1917-1934.

Stirman C. and Nachman A., (1991). "Applications of Wavelets to Radar Data Processing," Defense Technical Inform. Center, Tech. Rep. AD-A239 297.

Staszewski W.J., (1998).Identification of non-linear systems using multi-scale ridges and skeletons of the wavelet transform', Journal of Sound and Vibration, Vol.214(4), 639-658.

Strang G. and Nguyen T., (1996).Wavelets and Filter Banks. Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press.

Szu H. H., (1996). Reviewof wavelet transforms for pattern recognition, Proc.SPIE Wavelet Applications III, vol. 2762, pp. 2–22.

Turkoglu I., Arslan A., Ilkay E., (2002). An expert system for diagnosis of the heart valve diseases, Expert Systems with Applications 23 pp. 229-236.

Turkoglu I., Arslan A., Ilkay E., (2003).An Intelligent system for diagnosis of the heart valve diseases with wavelet packet neaural Networks, Computer in Biology and Medicine 33, pp. 319-331.

Wang L., K. Teo K., Lin Z., (2001).Predicting Time with Wavelet Packet Neural Networks, International Joint Conference on Neural Networks, Proceedings of the IJCNN'01, INNS-IEEE, Washington DC, Vol. 3, pp. 1593–1597.

Watson J. N., Addison P. S., and Sibbald A., (2000).Temporal filtering of NDT data using wavelet transforms, 14th ASCE Engineering Mechanics Conference.

Wei X., et al., (2016). Multiscale kernel sparse coding-based classifier for HRRP radar target recognition, IET Radar, Sonar & Navigation .

Yu G., Xiao H., and Fu Q.. (2016)."Least square support vector data description for HRRP-based radar target recognition." Applied Intelligence, 1(8).

Zhang Q., Benveniste A., (1992).Wavelet Network, IEEE Trans. Neural Networks 3 (6), 889–898.

Intelligent target recognition based on Mexican hat wavelet image segmentation and wavelet entropy

Extended abstract

There are two major problems with signal classification in the radar target definition. One of them is feature extraction from input signals and the other is classification of extracted features. The main purpose of feature extraction is to obtain meaningful features from the pure data obtained in the data acquisition step

In the previous studies on automatic radar target recognition, one-dimensional echo signals obtained from High Resolution Distance (HRD) Radars were used. The disadvantages of this method are that the one-dimensional radar target echo signals vary in time and frequency. To eliminate these disadvantages, three-dimensional time-frequency representations of one-dimensional radar echo signals are used in this field. These time-frequency representations prevent time and frequency shifts.

Majority of the automatic target recognition work done by using HRD radars is in military field. Wavelet transform is a novel method used in, image compression, edge extraction, image classification and target recognition. The most important goal of automatic target recognition is to distinguish different target classes. In the literature, many researchers used the wavelet transform method to provide a rich feature space.

This paper especially deals with combination of the feature extraction and classification from measured real target echo signal waveforms using X–band pulse radar. It was developed a feature extraction mechanism which uses entropy values of Time Frequency Representation (TFR) images of the High Resolution Radar (HRR) target echo signals. This feature extraction mechanism consists of six stages. Time Frequency Representation (TFR) images of the HRR target echo signals are obtained in first stage. The Mexican hat wavelet scalogram was used for obtaining TFR images of the HRR target echo signals in this stage. These colour images are converted to gray level images. Fuzzy C-Means algorithm is used for 2-level segmentation of these gray level images in second stage. The Canny edge detection technique is used for detection the edges of these gray levels TFR images in third stage. The signature method is used for obtaining distance vectors which are distance from the edge pixels of these gray levels TFR images to center pixels in fourth stage. Some entropy values of each of these distance vectors are obtained. These entropy values compose feature vector for classification in fifth stage. The multi-layer perceptron which is a feed-forward neural network is used for classification of this feature vector in stage six. The correct classification rate was about 88.8 % for used target subjects.

The novelties presented in this study for radar automatic target recognition can be summarized as follows:

1. In this study, an effective feature extraction method that increases the percentage of the target definition is used.

2. In this study, time-frequency representation images of high resolution distance radar echo signals are processed by using image processing methods for feature extraction in the area of automatic target recognition.

2. In this study, the actual target echo signal was obtained from a real Radar experiment set. The radar test set is for training purposes and is a multifunctional 9620/21 Model Lab-Volt radar experiment set. Pulsed RHE signals were computerized using a sound card with a sampling frequency of 44 KHz.

3. Feature selection was performed by representing a signal of the proposed intelligent system at different resolutions. As a result, Mexican hat wavelet scalogram has been shown to be an effective tool for extracting information from radar target echo signals. The proposed feature extraction method is also robust to noise in radar target echo signals.

Keywords:*, Pattern recognition, Radar Target Echo Signal, Feature extraction, Fuzzy C-Means, Mexican hat wavelet decomposition, Signature method, Segmentation, Entropy, Neural networks, Intelligent system.*