

Yapay Sinir Ağlarıyla Hedef Ayırdetmede Farklı Sonar Girdi Sinyallerinin Başarım Üzerindeki Etkisi *

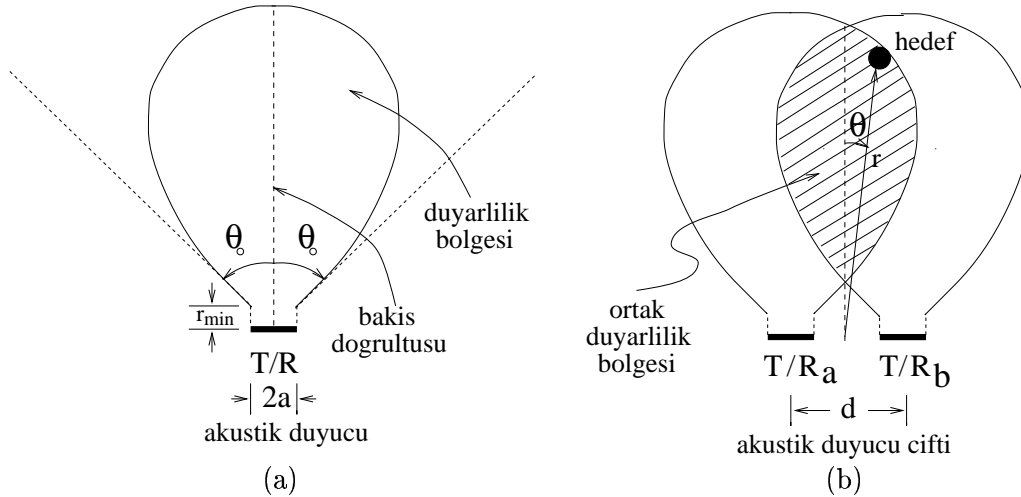
Birsel Ayrulu ve Billur Barshan
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü
Bilkent Üniversitesi, Bilkent 06533 Ankara
E-posta: billur@ee.bilkent.edu.tr

Özetçe

Bu çalışmada yapay sinir ağlarına verilen girdi sinyallerinin değişik yöntemlerle önışlenmesinin başarım üzerindeki etkisi incelenmektedir. Önışleme yöntemleri arasında geleneksel ve kesirli Fourier dönüşümü, ayrık dalgacık dönüşümü ve kendinden örgütlü öznelik haritası yer almaktadır. Gerçek sonar sinyalleri işlenerek hedef ayırdetme ve konum belirleme problemi ele alınmıştır. En iyi sonuç kesirli Fourier dönüşümü önışlemesi ile elde edilmektedir.

1 Giriş

Bu çalışmada sonar sinyalleri hedef ayırdetme amacıyla yapay sinir ağlarına girdi olarak verilmekte ve değişik girdi önışleme yöntemlerinin karşılaştırılması yapılmaktadır. Akıllı sistemler birçok uygulamada, buldukları ortamın modelinin tamamını veya bir kısmını duyuculardan yararlanarak elde ederler. Buldukları ortamdaki düzlem (duvar), köşe, kenar ve silindir gibi sıklıkla karşılaşılan hedef ilkelerini ayırdedebilmeleri gerekir. Güvenilir bir sınıflandırma, kullanılan yöntem ve duyucu türleri ile yakından ilgilidir. Sonar duyucuları ile yapay sinir ağları birlikte kullanılarak hedef ayırdetme amaçlı deneysel çalışmalar yapılmıştır. Birden fazla sonar duyucusu kullanılarak tipik bir ortamda sıklıkla karşılaşılan cisimlerin yapay sinir ağları ile birbirinden ayırdetme ve konumlarını kestirmedeki doğruluk oranları belirlenmiştir.



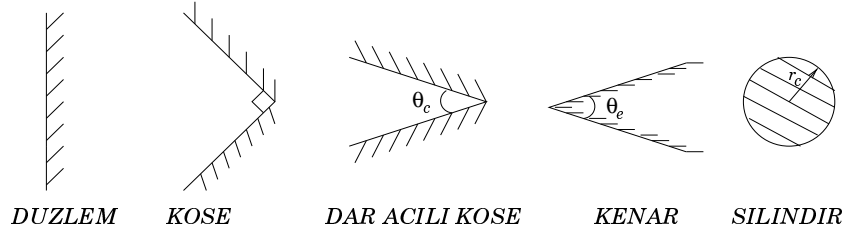
Şekil 1: (a) Bir sesötesi dönüştürücünün duyarlılık bölgesi, (b) iki dönüştürücünün ortak duyarlılık bölgesi.

*Bu çalışma TÜBİTAK 197E051 projesi tarafından desteklenmiştir. Haldun M. Özaktaş'a kesirli Fourier dönüşümlerinin kullanımını önerdiği için, Çağatay Candan'a kesirli Fourier dönüşümü kodunu sağladığı için teşekkür ederiz.

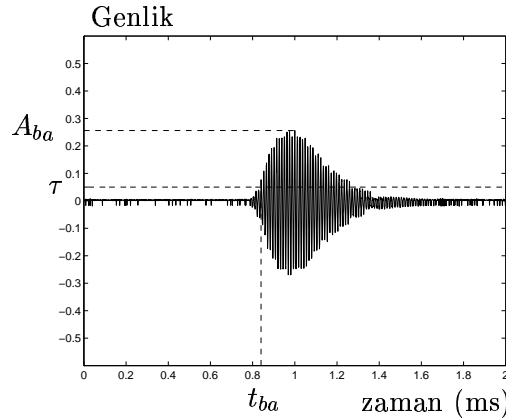
2 Akustik Algılama

Akustik algılayıcılar kullanımını kolay, hafif, dayanıklı ve ucuz oldukları için sıklıkla kullanılmaktadır. En yaygın olarak kullanılan sonar erim düzenekleri, uçuş süresi verilerine dayanmaktadır. Bu tür sistemlerde, gönderilen dürtü bir cisim ile karşılaştığı zaman yankı üretir ve bu üretilen yankı genliğinin önceden belirlenen eşik değerini ilk geçtiği t_o anında bir erim değeri $r = \frac{ct_o}{2}$ bulunur. Bu eşitlikteki c sesin havadaki hızını göstermektedir. Hedeflerin daha iyi sınıflandırılması için hem genlik hem de uçuş süresi verilerini veya sinyalin tamamını işleyen çok algılayıcı dürtü/yankı sistemlerinin kullanılması gerekmektedir. Bu çalışmada, sıklıkla karşılaşılan hedef türlerinin sınıflandırılması ve konum kestiriminde hem genlik hem de uçuş süresi verilerini işleyen sonar duyucuları kullanılmış ve hedef ayırtma ve konum kestirimindeki doğruluk oranları belirlenmiştir. Açısal çözünürlüğü artırmak için aralarında d kadar uzaklık bulunan, aynı özelliklere sahip, hem göndermeç hem de almaç olarak çalışabilen iki dönüştürücü kullanılmıştır (Şekil 1).

Çalışmada kullanılan hedeflerin yatay kesitleri Şekil 2'de gösterilmiştir. Kullanılan akustik dalga boyu (8.6 mm) laboratuvar ortamında karşılaşılan tipik bir cisim yüzeyindeki girinti çıkıntılardan çok daha büyük olduğu için, bu tür nesnelere akustik dalgaları ayna gibi yansıtırlar. Hedeflerin fiziksel yansıma modelleri ve bunlara bağlı yankı sinyal modelleri [1]'de ayrıntılı olarak verilmiştir. Aşağıda A_{aa} , A_{bb} , A_{ab} ve A_{ba} herbir yankı sinyalinin en büyük genlik değerini, t_{aa} , t_{bb} , t_{ab} ve t_{ba} ise bu sinyallerden eşikleme ile elde edilen uçuş süresi değerlerini göstermektedir. Gösterimlerdeki birinci altsimge göndermeç, ikincisi ise almaça karşılık gelmektedir. Örnek bir yansıma sinyali Şekil 3'te gösterilmektedir.



Şekil 2: Bu çalışmada sınıflandırılan hedef ilkellerinin yatay kesitleri.



Şekil 3: $r = 60$ cm ve $\theta = 0^\circ$ 'deki bir düzlemden duyucu b gönderip a aldığı elde edilen gerçek sonar sinyali.

3 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları örüntü sınıflandırıcı olarak yaygın kullanım alanına sahiptirler [7]. İstatiksel sınıflandırma yöntemlerine göre veri ve gürültü kümeleri hakkında fazla varsayım ve modellemeye dayanmadıkları için

istatistiksel bilgi bulunmadığı veya mevcut veriler doğrusal olmayan bir sistemin çıktıları olduğu durumlarda özellikle tercih edilen bir yaklaşımdır.

3.1 Girdi Sinyalleri

Yapay sinir ağları ile hedef türlerinin sınıflandırılmasında girdi sinyallerinin seçimi önemli işlerden biridir. En küçük ağ yapısına ve sınıflandırma hatasına neden olan girdi sinyalleri tercih edilmelidir. Bu özellikleri taşıyan girdileri bulmak amacıyla çeşitli girdi sinyalleri denenmiştir.

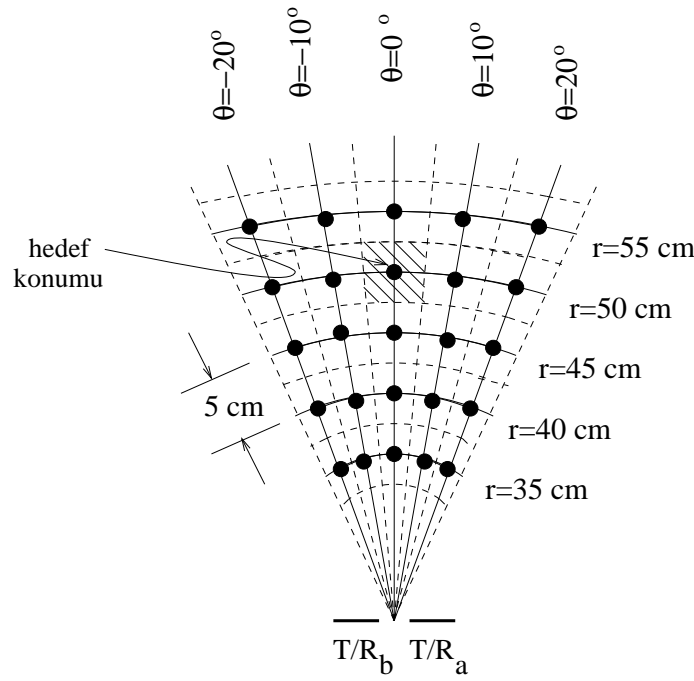
Herbiri yüksekliği 1.2 m olan tahtadan yapılmış düzlem, köşe, kenar, 60°'lik dar açılı köşe ve 2.5, 5.0 ve 7.5 cm yarıçaplı üç adet silindir kullanılmıştır. Bu cisimlerin herbiri Şekil 4'deki 25 ayrıık konuma yerleştirilerek sonar algılama ünitesi tarafından -52°'den 52°'ye kadar 1.8°'lik adımlarla taranmıştır. Herbir hedef türü ve herbir konum için 58 örnekten oluşan dört ayrı genlik ve uçuş süresi sinyali alınarak 700 örüntü setinden oluşan bir öğrenme kümesi oluşturulmuştur. Elde edilen genlik ve uçuş süresi örüntüleri ham haliyle veya çeşitli sinyal önışleme yöntemleriyle işlendikten sonra üç katmanlı bir yapay sinir ağına hata geri-yayılm (error back-propagation) algoritması ile öğretilmiştir. Kullanılan önışleme yöntemleri, geleneksel ve kesirli Fourier dönüşümü (GFD ve KFD) [8], ayrıık dalgacık dönüşümü (ADD) [4], kendinden örgütlü öznelik haritası (KÖÖH) (self-organizing feature map)'dır [6]. Toplam 21 farklı girdi sinyali denenmiştir:

$$\begin{aligned}
I_1 &: A_{aa}(\alpha), A_{bb}(\alpha), \frac{A_{ab}(\alpha)+A_{ba}(\alpha)}{2}, t_{aa}(\alpha), t_{bb}(\alpha) \text{ ve } \frac{t_{ab}(\alpha)+t_{ba}(\alpha)}{2} \\
I_2 &: A_{aa}(\alpha) - A_{ab}(\alpha), A_{bb}(\alpha) - A_{ba}(\alpha), t_{aa}(\alpha) - t_{ab}(\alpha) \text{ ve } t_{bb}(\alpha) - t_{ba}(\alpha) \\
I_3 &: [A_{aa}(\alpha) - A_{ab}(\alpha)][A_{bb}(\alpha) - A_{ba}(\alpha)], [A_{aa}(\alpha) - A_{ab}(\alpha)] + [A_{bb}(\alpha) - A_{ba}(\alpha)], \\
& [t_{aa}(\alpha) - t_{ab}(\alpha)][t_{bb}(\alpha) - t_{ba}(\alpha)], \text{ ve } [t_{aa}(\alpha) - t_{ab}(\alpha)] + [t_{bb}(\alpha) - t_{ba}(\alpha)] \\
I_4 - I_6 &: \text{geleneksel Fourier dönüşümü, GFD}(I_i) \\
I_7 - I_9 &: \text{kesirli Fourier dönüşümü, KFD}(I_i) \\
I_{10} - I_{18} &: \text{farklı katmanlarda ayrıık dalgacık dönüşümü, ADD}(I_i) \\
I_{19} - I_{21} &: \text{kendinden örgütlü öznelik haritası kullanılarak çıkarılan özellikler, KÖÖH}(I_i)
\end{aligned}$$

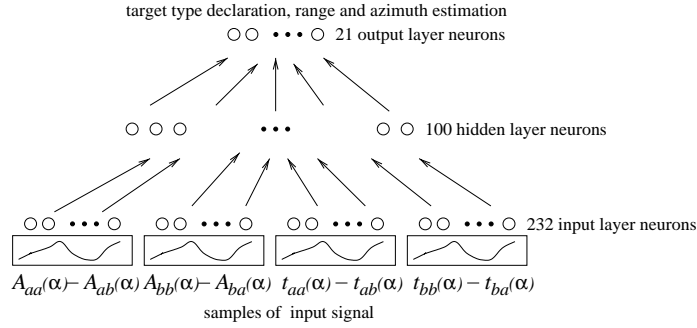
Bu girdilerden ilki olan I_1 'de sinyaller olduğu gibi kullanılmış, sadece, çapraz terimlerin ideal koşullarda birbirine eşit olması gerektiğinden bunların ortalaması alınarak her ikisinin yerine de kullanılmıştır. İkinci sinyal I_2 yazarlar tarafından geliştirilen sınıflandırma algoritmasında [1] kullanılan fark sinyalleridir. Üçüncü girdi sinyali I_3 ise önceki bir çalışmada [1] hedef türlerine atanan inanç değerlerindeki terimlerden esinlenerek fark sinyallerinin toplamı ve çarpımı olarak alınmıştır. GFDnin yanısıra girdi sinyallerinin KFDsinin [8] alınmasının hedef ayırdetme ve konum belirlemedeki etkisi de incelenmiştir. I_1, I_2 ve I_3 girdi sinyallerinin a . dereceden KFDleri alınmış, KFDnin derecesi a sıfırdan bire kadar 0.05 aralıklarla artırılmıştır. ADD önışleme yönteminde önce her sinyalin birinci katmandaki ADDsi alındı. Daha sonra kullanılan örnek sayısını azaltmak amacıyla birinci ve ikinci katmanlardaki sinyalin kendisine çok benzeyen alçak-sıklık elemanları $[ASE(ADD(I_i))]_j, i = 1, 2, 3; j = 1, 2$ kullanıldı.

Yapay sinir ağının çıktısı, hedef türü, erimi ve eğim açısidir. Herbir çıktı yedi nöronla kodlandığı için çıkış katmanı 21 nöron içermektedir. Ara katmandaki nöron sayısı yeterince küçük nöron sayısından başlanıp öğrenme işlemi tamamlanıncaya kadar nöron ve gerekli bağlantılar eklenerek elde edilmiştir. Ortalama olarak 65 saklı katman nöronu kullanılmıştır. I_2 girdi sinyali ile birlikte kullanılan yapay sinir ağının yapısı Şekil 5'de görülmektedir. Öğrenme aşamasında herbir konum ve herbir hedef türü için dört ayrı veri seti alınarak oluşturulan 700 yankı sinyalinden elde edilen veri kümesi kullanılmıştır. Daha sonra, öğretilme kümesine benzer şekilde elde edilmiş ikinci bir veri kümesi (deneme kümesi) ile geliştirilen ağlar denenmiştir. Deneme sonucunda elde edilen doğru sınıflandırma, erim ve eğim açısı kestirim yüzdelerinin hedef türleri üzerinden ortalaması Tablo 1'de verilmiştir. Bu tabloya göre en yüksek sınıflandırma başarımı (%98) ve en yüksek doğru eğim açısı kestirimi (%90) $ASE(ADD(I_1))_2$ sinyaliyle, en yüksek doğru erim kestirimi (%79) ise I_3 sinyaliyle elde edildi.

En iyi sonucu KFD verdiğine göre bu önışleme yöntemi ile elde edilen sonuçları aşağıda daha ayrııntılı olarak ele alacağız. I_1 girdi sinyali için önışleme yapılmadığı durumda ortalama sınıflandırma hatası %12, GFD önışlemesi ile %3 ve KFD ile %0'dır. Uzaklık ve eğim açısı kestirim hatası hata toleransları ϵ_r ve ϵ_θ içinde kalırsa doğru kabul edilmektedir. ϵ_r ve ϵ_θ 'nın değişik değerleri için hedefler üzerinden alınan ortalamaya göre erim ve açı hatasının değerleri Şekil 6(a) ve (b)'de gösterilmiştir.



Şekil 4: Ayrık hedef konumları.



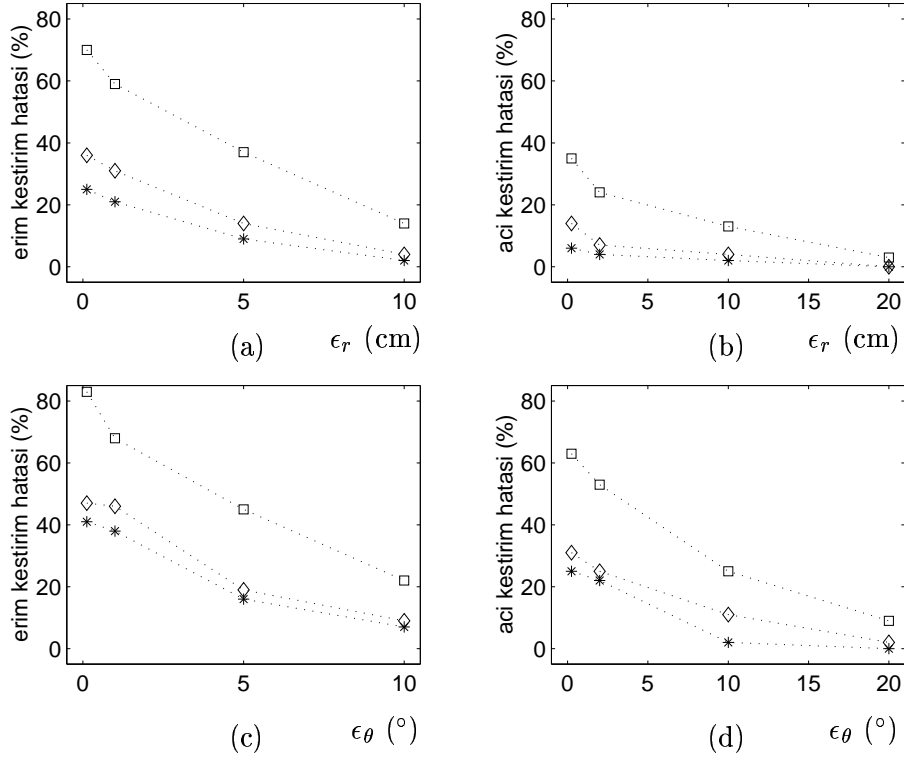
Şekil 5: I_2 sinyali için ağ yapısı.

Beklendiği gibi ortalama hata, tolerans büyüklüğü arttıkça azalmaktadır. Konumlama hatasının KFD önişlemesi ile hiç önişleme yapılmayan duruma göre büyük ölçüde azaldığı görülmektedir (erim kestirimi için ortalama %73 veya 3.6 kat, açı kestirimi için %88 veya 8.3 kat). GFD ile ise hatada daha küçük oranda bir azalma gözlenmektedir (erim kestirimi için ortalama %37 veya 1.6 kat, açı kestirimi için %63 veya 2.7 kat). KFD'nin de hızlı bir algoritması olduğu, dolayısıyla GFD ile işlem yükü aynı olduğu için KFD kullanımı ek bir işlem yükü getirmemektedir.

Yapay sinir ağları Şekil 4'deki 25 noktaya bağlı kalmaksızın sürekli kestirim düzlemi içerisinde rastgele yerlere konularak da denendi. I_1 sinyali için önişleme yapılmadığı durumda ortalama sınıflandırma hatası %12, GFD önişlemesi ile %4 ve KFD ile %0'dır. Bu ikinci deneme kümesiyle elde edilen erim ve açı kestirim sonuçları Şekil 6(c) ve (d)'de gösterilmiştir. Bu durumda da KFD ile çok daha iyi sonuçlar elde edilmektedir. Konumlama hatasının KFD önişlemesi ile hiç önişleme yapılmayan duruma göre büyük ölçüde azaldığı görülmektedir (erim kestirimi için ortalama %57, açı kestirimi için %78). Beklendiği üzere ikinci durumdaki hatalar birinci kümeye göre bir miktar daha yüksektir (Şekil 6(a),(b) ve 6(c)(d)'deki birbirine karşı gelen noktaları karşılaştırınız). Öğretme işleminin sadece 25 noktada ve 5 cm ve 10° 'lik aralıklarla yapıldığı göz önünde bulundurulursa geliştirilen yapay sinir ağlarının bir miktar interpolasyona yatkın olduğu ortaya çıkmaktadır.

girdi sinyali	doğru sınıfl. (%)	doğru erim kestirimi (%)				doğru eğim açısı kestirimi (%)			
		hata toleransı ϵ_r				hata toleransı ϵ_θ			
		± 0.125 cm	± 1 cm	± 5 cm	± 10 cm	$\pm 0.25^\circ$	$\pm 2^\circ$	$\pm 10^\circ$	$\pm 20^\circ$
I_1	88	30	41	63	86	65	76	87	97
I_2	95	74	77	87	93	89	92	95	97
I_3	86	79	82	89	94	83	89	95	97
GFD(I_1)	97	64	69	86	96	86	93	96	100
GFD(I_2)	93	59	64	79	89	76	81	88	93
GFD(I_3)	86	54	61	77	89	70	76	85	94
KFD(I_1)	100	75	79	89	97	93	96	97	100
KFD(I_2)	95	74	77	87	93	89	92	95	97
KFD(I_3)	86	79	82	89	94	83	89	95	97
ADD(I_1)	82	15	30	59	80	46	58	77	94
ASE(ADD(I_1)) ₁	85	18	28	58	82	54	65	80	95
ASE(ADD(I_1)) ₂	98	71	76	87	95	90	93	97	100
ADD(I_2)	92	63	69	84	93	85	88	93	96
ASE(ADD(I_2)) ₁	95	65	70	84	94	87	90	94	97
ASE(ADD(I_2)) ₂	89	28	34	58	84	58	68	86	95
ADD(I_3)	86	58	62	76	93	85	88	93	96
ASE(ADD(I_3)) ₁	82	56	60	75	89	73	77	86	93
ASE(ADD(I_3)) ₂	83	29	37	63	83	53	65	78	87
KÖÖH(I_1)	75	17	25	49	80	64	67	81	90
KÖÖH(I_2)	78	22	28	59	88	69	73	86	92
KÖÖH(I_3)	66	24	30	57	84	51	54	78	89

Tablo 1: Ortalama doğru sınıflandırma, erim ve eğim açısı kestirim yüzdeleri.



Şekil 6: Deneme aşamasında (a),(b): öğretim noktaları kullanıldığı, (c),(d): rastgele noktalar kullanıldığı durumlarda erim ve açı kestirim hatasının ϵ_r ve ϵ_θ 'ya göre grafikleri. Veri noktaları $\epsilon_r = 0.125, 1, 5, 10$ cm ve $\epsilon_\theta = 0.25^\circ, 2^\circ, 10^\circ, 20^\circ$ 'ye, kare, baklava, ve yıldızlar $a = 0$ (önışlemez durum), $a = 1$ (GFD ile önışleme), $a = a_{opt}$ (KFD ile önışleme)'ye karşılık gelmektedir.

4 Sonuç

Yapay sinir ağlarıyla hedef ilkellerinin sınıflandırılması ve konum kestirimi oldukça yüksek bir yüzdeyle gerçekleştirilmiştir. Elde edilen yüksek başarımlar, sonar sinyallerinin hedef ilkellerini sınıflandırmak için gerekli olan tüm bilgileri taşımasına rağmen daha önce kullanılan yöntemlerin bu belirleyici bilgiyi çözümleyemediğini göstermektedir. Önışleme yöntemleri arasından en iyi sonuç kesirli Fourier dönüşümü ile elde edilmektedir. Bu durumda %100 doğru hedef ayırdetme, hata toleransının değerine bağlı olarak %75–97 doğruluk oranıyla erim kestirimi ve %93–100 doğruluk oranıyla açı kestirimi elde edilmiştir. Hedef ayırdetmede şimdiye kadar kullandığımız yaklaşımların bir karşılaştırması Tablo 2’de özetlenmiştir.

yöntem	ayırdedilen hedef türleri	başarımlar oranı	öğrenme	öncül bilgi	dağılma özelliği
hedef ayırdetme algoritması [1, 2]	D,K,DK	≤ %57	yok	var	var
kanıtsal akıl yürütme [9]	D,K,DK,{Kr,S,B}	%85	yok	yok	var
basit oylama [9]	D,K,DK,{Kr,S,B}	%79	yok	yok	var
karmaşık oylama [9]		%91	yok	yok	olmayabilir
yapay sinir ağları: diferansiyel girdi [3] GFD KFD ADD KÖÖH	D,K,DK,Kr,S	%95 %97 %100 %98 %78	var	yok	—
KÖÖH ve doğrusal sınıflandırıcı bulanık kümelendirme en yakın k komşuluk genelleştirilmiş en yakın k komşuluk parametrik yoğunluk kestirimi (heteroskedastik) parametrik yoğunluk kestirimi (homoskedastik) doğrusal ayırım analizi	D,K,DK,Kr,S	%85 %98 %98 %99 %81 %76 %71	var	yok	—

Tablo 2: Hedef ayırdetmede şimdiye kadar kullandığımız yöntemlerin aynı veri seti üzerinden karşılaştırması. Kıvrık parantez içindeki hedef ilkelleri sadece grup olarak ayırdedilebilmektedir. D: düzlem, K: köşe, DK: dar açılı köşe, Kr: kenar, S: silindir, B: bilinmeyen.

Kaynakça

- [1] B. Ayrulu ve B. Barshan. Identification of target primitives with multiple decision-making sonars using evidential reasoning. *Int. J. Robot. Res.*, 17(6):598–623, Haziran 1998.
- [2] B. Barshan ve R. Kuc. Differentiating sonar reflections from corners and planes by employing an intelligent sensor. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 12(6):560–569, Haziran 1990.
- [3] B. Barshan, B. Ayrulu, ve S. W. Utete. Neural network based target differentiation using sonar for robotics applications. *IEEE Trans. Robot. Automat.*, 16(4):435–442, Ağustos 2000.
- [4] C. K. Chui. *An Introduction to Wavelets*. Academic Press, San Diego, CA, 1992.
- [5] S. Cohen. *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall, New Jersey, 1995.
- [6] S. Haykin. *Modern Filters*. MacMillan Publishing Company, New York, NY, 1989.
- [7] R. P. Lippman. An introduction to computing with neural nets. *IEEE ASSP Mag.*, s. 4–22, Nisan 1987.
- [8] H. M. Ozaktas, Z. Zalevsky, ve M. A. Kutay. *The Fractional Fourier Transform with Applications in Optics and Signal Processing*. John Wiley & Sons, New York, 2000.
- [9] S. W. Utete, B. Barshan, ve B. Ayrulu. Voting as validation in robot programming. *Int. J. Robot. Res.*, 18(4):401–413, Nisan 1999.