

SOLUNUM SESLERİNİN GERÇEK ZAMANDA SINIFLANDIRILMASI İÇİN GELİŞTİRİLEN DSP TABANLI AYGIT

Sameer Alsmadi¹, Yasemin P. Kahya²

¹Biyomedikal Mühendisliği Enstitüsü

²Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü

Boğaziçi Üniversitesi, 34342 Bebek, İstanbul

alsmadi, kahya@boun.edu.tr

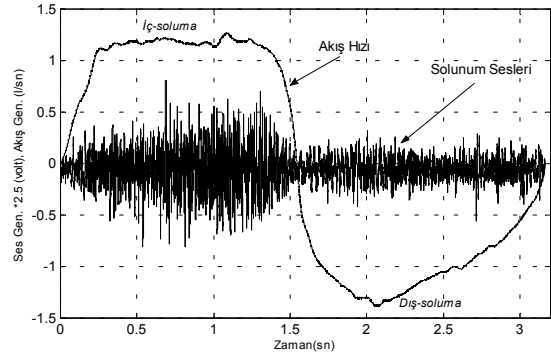
Özetçe

Sayısal işaret işlemelerin gerçekleştirilmesi için özel olarak tasarlanan mikro işlemcilerin ortaya çıkmasıyla birlikte, karmaşık sinyal işleme algoritmalarını gerçek zamanda uygulayabilen sistemlerin geliştirilmesi artık mümkün hale gelmiştir. Bu çalışmada, Motorola 56311 Sayısal İşaret İşlemci (DSP) tabanlı, akciğer seslerini sağlıklı ve hastalıklı olmak üzere iki sınıftan birine ayırabilen ve gerçek zamanda çalışan bir tanı sistemi gerçekleştirilmiştir. Bu cihazda iki girdi bulunmaktadır: birinci girdi hastanın sırtına yerleştirilen bir mikrofondan elde edilen ses işareti, diğeri ise akciğer seslerinin içsoluma ya da dışsoluma evresine ait olduğunu belirleyen akış-ölçerden elde edilen akış işaretinden oluşmaktadır. Tam bir nefes süresi boyunca kayıt edilen akciğer sesleri akış işareti yardımı ile %25 oranında örtüşen 60 adet parçaya bölünmektedir. Elde edilen bu parçaların her biri Levinson-Durbin algoritması kullanılarak altıncı dereceden bir özbağlanımlı model ile temsil edilmektedir. Tam bir solunum çevrimine ait bu öznitelik vektörlerinin sınıflandırılması ise *k-en yakın komşu* veya *minimum uzaklık* sınıflandırıcısı kullanarak yapılabilmektedir. Yazılımın tümü çevirici (assembler) dilinde yazılmış olup sınıflandırma sonucu cihaza eklenen LCD ekranda gösterilmektedir.

1. Giriş

Solunum sisteminde meydana gelen hastalıklar akciğerlerin yapısında değişimler meydana getirip göğüs duvarı üzerinde duyulan seslerin karakteristiğini ve zamanlamasını etkilemektedir (Şekil 1). Geleneksel olarak, stetoskoplar solunum seslerinin dinlenmesinde ve tanı konulmasında kullanılan en yaygın araçlardır. Ancak bu şekilde konulan tanılar oldukça öznel olup tanıyı koyanın kendi duyma yeteneğine ve deneyimine fazlasıyla bağlı olabilmektedir. Bu nedenle, son yıllarda bilgisayarların akciğer sesleri analizinde daha fazla kullanılmasına yönelik bir eğilim ortaya çıkmıştır ve buna paralel olarak bu tür çalışmaların standartlaşması konusunda yoğun çabalar gösterilmektedir [1].

Solunum seslerinin analizi genelde sayısal hale dönüştürülüp bloklar halinde saklanan veriler üzerinde gerçekleştirilmektedir. Ancak, sinyal işleme teknolojisi alanında meydana gelen gelişmeler ve sayısal sinyal işlemelerin gerçekleştirilmesi için özel olarak tasarlanan ve yüksek hızda çalışabilen mikro işlemcilerin ortaya çıkmasıyla birlikte, karmaşık sinyal işleme algoritmalarını gerçek zamanda uygulayabilen sistemlerin geliştirilmesi artık mümkün hale gelmiştir.



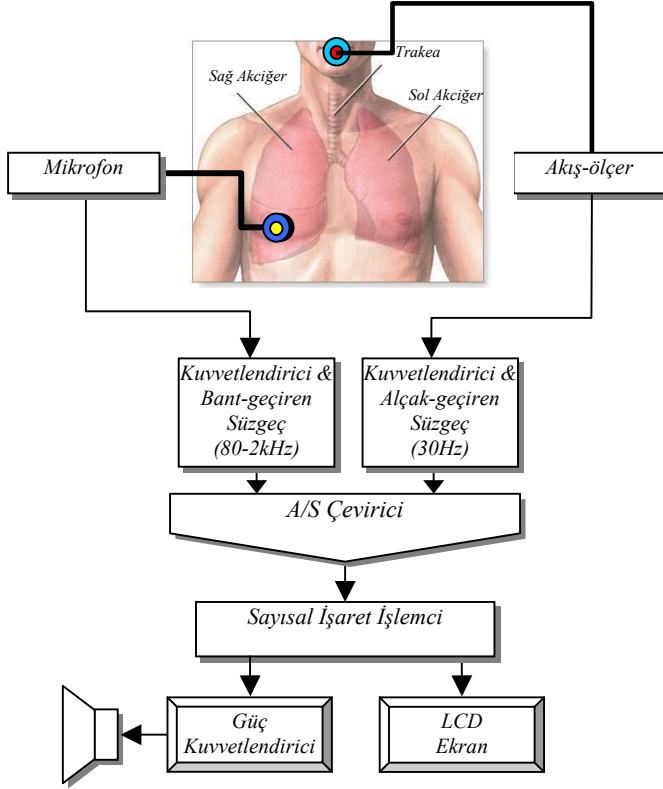
Şekil 1: Sağlıklı bir kişiden kaydedilen akış ve solunum sesleri işaretleri.

DSP (Digital Signal Processor), sayısal veriler üzerinde karmaşık sinyal işleme algoritmalarını uygulayabilen ve programlanabilir özelliğine sahip yarı iletken bir çiptir. DSP'nin mimarisi, sinyal işleme algoritmalarının doğasındaki tekrarlanma özelliğini kullanacak şekilde tasarlanmış olup özel aritmetik donanım ve bellek erişim planları sayesinde bu programların hızlı bir şekilde çalışmasına neden olmaktadır. Örneğin, 150 MHz frekansında çalışan Motorola 56311 DSP saniyede 150 milyon komutu tamamlayabilecek mimariye sahiptir. Bu yüksek hızda çalışmanın nedenlerinden birisi komutların boruhattı (pipelining) özelliğidir, öyle ki birden fazla komut üzerindeki işlemler paralel olarak aynı anda başlatılabilir. Buna ilaveten, 56311 çipi üzerinde 128K kelimelik RAM belleği vardır [2], bu da bellek genişletmesine gerek kalmadan bir çok sinyal işleme algoritması için yeterli bellek alanı sağlayabilmektedir. Yüksek hızda çalışan DSP'ler sayesinde solunum sesleri üzerinde karmaşık sinyal işleme algoritmaların gerçek zamanda uygulanması artık mümkün hale gelmiştir.

2. Yöntem

Akciğer sesleri hastanın sırtına yerleştirilen bir elektrik hava-bağlısımlı (air-coupled) mikrofona kullanılarak kaydedilmektedir, daha sonra ise bu sesler düşük gürültülü önyükselteç (preamplifier) ile kuvvetlendirilmektedir, ancak kodlayıcı (codec) girişine uygulanabilen gerilim sınırlamasından dolayı, kuvvetlendirilen gerilimin 2V etkin değerini aşmamasına dikkat edilmiştir. Kuvvetlendirildikten sonra, akciğer sesleri 80-2,000 Hz arasında düz sıklık yanıtına sahip bant-geçiren analog bir süzgeçten geçirilmektedir. Fleisch tipi akış-ölçer kullanarak elde edilen akış işareti ise

kesim frekansı 30 Hz olan analog bir süzgeçten geçirilmektedir. Her iki giriş kanalı 56311EVM (Evaluation Module) kartında bulunan 16-bitlik codec tarafından 8 kHz hızında örneklendikten sonra akış verisinin her 64'üncü örneği seçilerek akış işaretinin örnekleme hızı 125 Hz değerine düşürülmektedir. Çalışmada kullanılan donanımın genel yapısı Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2: Kullanılan aygıtın basitleştirilmiş blok diyagramı.

2.1. Evre Etiketleme ve Parçalara Ayırma

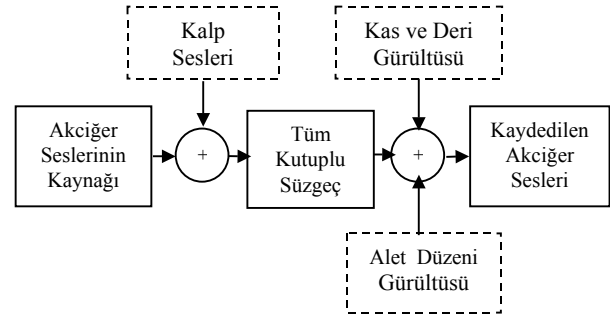
Akış işaretinin polaritesini kullanarak akciğer seslerinin içsolumaya ya da dışsolumaya ait oldukları belirlenebilmektedir. Sınıflandırmada kullanılmak üzere, tam bir solunum çevrimine ait akış ve akciğer sesleri kaydedilirken, akış işaretinin aldığı maksimum değer yüzde 10'un altındaki değerlere karşı düşen akış ve akciğer işaretleri reddedilmektedir. Buna ilaveten, gürültüden kaynaklanabilecek veya akış işaretinin kendi doğasından dolayı oluşabilecek yanlış soluma evrelerin kaydedilmesini önlemek amacıyla 0.6 saniyeden (>5000 örnek) daha kısa süren içsoluma veya dışsoluma evrelerinin kaydedilmesi yazılım tarafından önlenmektedir.

Taşıdıkları bilgiye ve onları üreten farklı mekanizmalara dayanarak, tam bir nefes süresi boyunca elde edilen akciğer sesleri akış işareti yardımı ile altı adet alt-evreye ayrılmaktadır: erken, orta, geç içsoluma ve erken, orta, geç dışsoluma. Her bir solunum alt-evresi %25 oranında örtüşen on adet parçaya bölünmektedir, daha sonra ise her bir parça 512 uzunluğundaki Hamming penceresiyle ağırlıklandırılmaktadır. 512 noktalık pencere süresine karşılık gelen süre (64 milisaniye) akciğer seslerinin durağan olduğu kabul edildiği süredir. Solunum evresinin süresi bir kişiden

diğerine değişim gösterebileceğinden, örnek sayısı 512'den daha küçük olan parçalara sıfırlar eklenmektedir. İçsolumaya ve dışsolumaya ait akış işaretini zamana göre ayrı ayrı entegre ederek hesaplanan akış hacimleri, her bir alt-evrenin başlangıç ve son adreslerini bulmakta kullanılmaktadır. Burada erken içsoluma/dışsoluma hacim eğrisinin baştaki yüzde 30'luk kısmına, orta içsoluma/dışsoluma eğrisinin bir sonraki yüzde 40'luk kısmına, geç içsoluma/dışsoluma eğrisinin geriye kalan yüzde 30'luk kısmına karşı düşmektedir.

2.2. Solunum Seslerinin Modellenmesi

Akciğer seslerinin özbağlanımlı bir model ile temsil edilebilmesi bu seslerin kaynağının ve iletim karakteristiklerinin tahmin edilmesinde faydalı bulunmuştur [3,4]. Böylece bu seslerin parenkimadan geçerek göğüs duvarına kadar iletilmesi tüm kutuplu bir süzgeç ile temsil edilebilir, öyle ki bu süzgecin girişine akciğerlerin havayollarında üretilen sesler uygulanmaktadır. Bu seslere Gaussian dağılımlı gürültünün de eklendiği ve bu gürültünün enstümantasyon, kalp, kas ve deriden kaynaklandığı varsayılmaktadır (Şekil 3).



Şekil 3: Solunum seslerinin tüm kutuplu bir süzgeç ile temsil edilmesi [3].

Zaman aralığında ise bu tüm kutuplu süzgeç aşağıdaki fark denklemiyle temsil edilmektedir:

$$x(n) = \sum_{i=1}^P a_i x(n-i) + G e(n), \quad (1)$$

bu denklemde $x(n)$ akciğer sesi örneğini, a_i i'nci süzgeç katsayısını, G süzgecin kazancını, $e(n)$ uyarıcı girişi ve P ise süzgeç katsayılarının sayısını (LPC mertebisini) temsil etmektedir. Bu denkleme göre her bir akciğer sesi örneği önceki örneklerin doğrusal kombinasyonu cinsinden tahmin edilebilir. Böylece, doğrusal öngörücü kodlama (Linear Predictive Coding-LPC) işlemi gereğince, tümü kutuplardan oluşan bu süzgecin katsayılarını hesaplayarak göğüs duvarı üzerinde kayıt edilen seslerin modellenmesi mümkün hale gelecektir. Bu LPC katsayılarının hesaplanmasında ötilinti (autocorrelation) katsayılarına gereksinim duyulacağından, gerçek sayılardan oluşan her bir parçanın ötilinti katsayıları DSP tarafından aşağıdaki formüle göre hesaplanmaktadır:

$$r_x(i) = \sum_{n=0}^{N-i-1} x(n)x(n+i), \quad (2)$$

burada N her bir parçadaki örnek sayısıdır. Bu çalışmada $N=512$ olarak seçilirken LPC mertebesi 6 olarak kullanılmıştır. Her bir parçaya ait ötilinti katsayıları $r_x(0)$ ile normalize edilerek bu katsayıların değerlerinin ± 1 aralığında kalması garantilenmektedir, bu da DSP'nin kullandığı kesirli sayı gösterimiyle uyumludur [5].

Böylece, her bir parçaya ait özilinti vektörü özyineli (recursive) bir algoritma olan Levinson-Durbin algoritması tarafından LPC katsayılarının hesaplanmasında kullanılmaktadır [6]. Hesaplanmış olan tüm özilinti ve LPC katsayıları ardı arda bellekte saklanılmaktadır. Bu işlem altı alt-evreye ait tüm parçalar için tekrarlanmaktadır (toplam 6x10 parça).

2.3. Sınıflandırma Algoritmaları

Tam bir solunum çevrimine ait akciğer seslerinden elde edilen 60 öznitelik vektörünün sınıflandırılması için *k-en yakın komşu* (*k-nearest neighbor*) veya *minimum uzaklık* sınıflandırıcıları kullanılabilir. K-en yakın komşu sınıflandırıcısı parametrik olmayan bir sınıflandırıcı türüdür. En yakın k adet komşunun sınıfı önceden bilindiğinden, basit bir oy çoğunluğu algoritması kullanarak her bir parçanın sınıfı belirlenebilmektedir [7]. K değeri olarak 5 sayısı seçilmiş olup bu sınıflandırma işlemi altı solunum alt-evresinde bulunan her bir parçaya uygulanmaktadır (60 parça). Tüm solunum çevrimine ait seslerin sınıflandırılması ise çoğunluğun oyuna bakarak yapılmaktadır. Öyle ki, her iki sınıfa ait oyların toplamı bulunduktan sonra daha yüksek oy dağılımına sahip sınıf tüm solunum çevriminin sınıflandırma sonucu olarak kabul edilmektedir (Şekil 4).

DSP'nin kesme hatlarına (interrupt lines) bağlı olan ve aygıtın ön panelinde bulunan tuşları kullanarak, teşhis işleminde kullanılacak sınıflandırıcı türünün ve uzaklık ölçütünün seçimi kolayca yapılabilir. LCD ekranında gösterilen ve kullanıcı tarafından seçilebilecek sınıflandırıcılar aşağıda sıralanmıştır:

◆ İtakura, Öklidyan (Euclidean), veya Şehir-bloğu (city-block) uzaklık ölçütlerinin birine dayanan k-en yakın komşu sınıflandırıcısı: İtakura uzaklık ölçütü LPC modelleme sırasında kullanılan popüler bir ölçüt olup aşağıdaki formül ile tanımlanır [8]:

$$d_{m,l} = \log \frac{b_{l,i}^T R b_{l,i}}{a_m^T R a_m} \quad (3)$$

Burada a_m m'inci parçadan kestirilen LPC vektörü, $b_{l,i}$ i'inci sınıfa ait l'inci referans LPC vektörü, R ise test edilen parçaya ait ve özilinti vektöründen oluşturulan özilinti matrisidir. Diğer yandan, şehir-bloğu uzaklık ölçütü iki vektör arasındaki her bir değişken için olan mutlak farkın toplamı olarak tanımlanır. Diğer bir deyişle, $|a_m - b_{l,i}|$ vektörün elemanlarının toplamından ibarettir.

Farklı sınıflandırma algoritmaların DSP ortamında yazılması için gerekli olan dinamik erim (dynamic range) hakkında fikir sahibi olabilmek için, aygıtta koşutulan programın bir benzeri MATLAB 6 ortamında yazılmıştır. Aynı zamanda, bu program sınıflandırıcıların eğitilmesinde kullanılacak öznitelik vektörlerin hesaplanması için kullanılmıştır. Toplam 21 sağlıklı kişiye, ve restriktif veya/ve obstrüktif akciğer hastalıklardan şikayetçi 21 kişiye ait akciğer seslerinden oluşturulan referans kütüphaneler tüm bu sınıflandırıcıların eğitilmesinde kullanılmıştır. İki sınıfı temsil eden kişilerden elde edilen LPC katsayıları MATLAB kullanarak hesaplandıktan sonra DSP'nin belleğine aktarılmıştır.

◆ Mahalanobis uzaklık ölçütüne dayanan minimum uzaklık sınıflandırıcısı: Bu uzaklık ölçütü şu şekilde tanımlanır [4, 8]

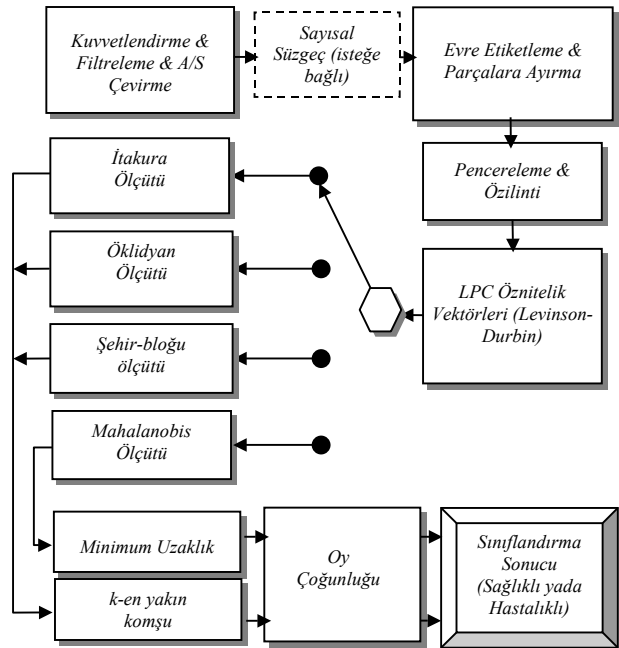
$$d_{m,i} = (\beta_m^{(x)} - \beta_i)^T W_i^{-1} (\beta_m^{(x)} - \beta_i) \quad (4)$$

Burada $\beta_m^{(x)}$ sınıflandırılacak parçanın öznitelik (feature) vektörüdür, β_i i'inci sınıfa ait ortalama öznitelik vektörü, W_i ise i'inci sınıfa ait ortak değişim matrisidir (covariance matrix). Her bir parçanın sınıflandırılmasında kullanılacak ortalama öznitelik vektörlerin ve ortak değişim matrislerinin değerleri MATLAB ortamında aşağıda yazılan iki denklemle göre hesaplandıktan sonra DSP'nin belleğinde depolanmıştır [4]:

$$\beta_i = \frac{1}{KM} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \beta_m^{(k)} \quad (5)$$

$$W_i = \frac{1}{KM} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M (\beta_m^{(k)} - \beta_i)(\beta_m^{(k)} - \beta_i)^T \quad (6)$$

Burada K her bir sınıfa ait solunum çevrimlerinin toplam sayısıdır (21 kişi), M sayısı her bir alt-evredeki toplam parça sayısıdır (10 parça). Mahalanobis uzaklık ölçütüne dayanan sınıflandırıcıda öznitelik vektörü olarak kullanılmak üzere, her bir parçaya ait modelleme hatası LPC katsayılarından oluşan vektöre ilave edilmiştir. Referans kütüphaneyi oluşturmak üzere altı adet solunum alt-evresine ait ortak değişim matrisleri ve ortalama öznitelik vektörleri MATLAB'da her bir sınıf için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Böylece, her sınıfı temsil etmek üzere altı adet ters ortak değişim matrisi ve altı adet ortalama öznitelik vektörü DSP'nin belleğinde depolanmıştır, öyle ki bunlardan her biri solunumun alt-evrelerinden birine karşılık düşmektedir.

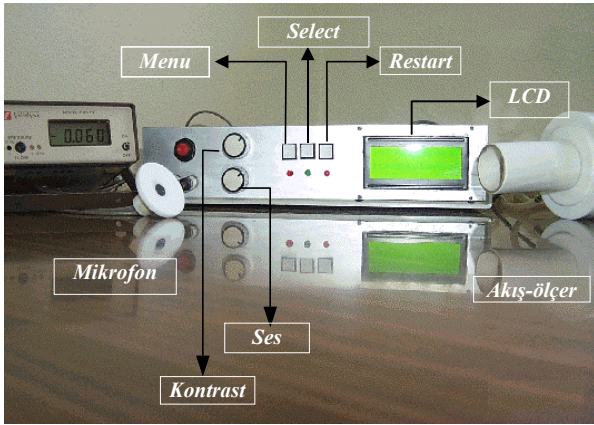


Şekil 4: Sistemin fonksiyonel blok diyagramı.

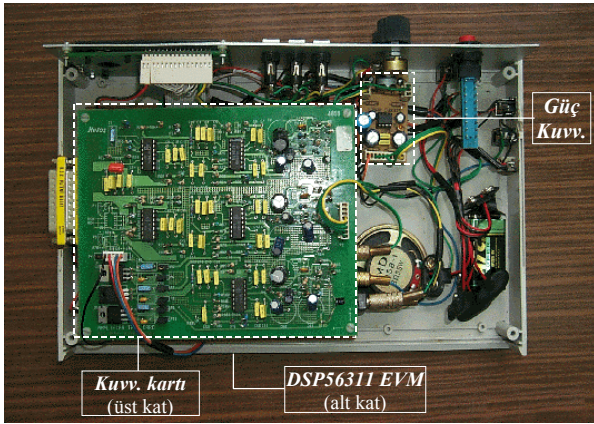
Sınıflandırıcı türünün seçimine ilaveten, aygıtta bulunan tuşları kullanarak solunum seslerinin kaydedilmesi, sonradan dinlenmesi, sayısal olarak filtrelenmesi de isteğe bağlı olarak yapılabilir (Şekil 5 ve 6). Burada sayısal FIR (Finite Impulse Response) filtreleme işlemi 56311 DSP'de bulunan filtreleme modülü (Enhanced Filter Coprocessor-EFCOP) tarafından gerçekleştirilmektedir. EFCOP modülü bir çok kanaldan gelen işaretler üzerinde FIR filtreleme işlemi uygulayabilen ve programlanabilme özelliğine sahip bir

filtreleme modülüdür [2]. Filtreleme için gerekli katsayıların hesaplanması MATLAB ortamında yapılmış olup bulunan değerler DSP'nin belleğinde depolanmıştır.

Aygıtın çalışması sırasındaki durumu hakkındaki bilgiler hem görsel hem de sesli olarak kullanıcıya yansıtılmaktadır. Örneğin, sınıflandırma işlemi sona erdiğinde sesli bir uyarı sinyali üretilmektedir. Bu uyarı sinyali sayısal bir osilatör kullanarak üretilmektedir. Buna ilaveten, aygıtın ön panelinde bulunan LED'ler sınıflandırmada kullanılacak akciğer seslerinin doğru bir biçimde kayıt edilip edilmediğini göstermek için kullanılmaktadır. Son olarak, sınıflandırma sonucu, seçilen menü öğesi ve sistemin genel durumu hakkındaki mesajlar aygıta eklenen LCD ekranda gösterilmektedir.



Şekil 5: Solunum sesleri sınıflandırıcı aygıtı.



Şekil 6: Sistemin iç yapısı.

3. DeneySEL Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada solunum seslerini iki sınıftan birine ayıran ve gerçek zamanda çalışan bir tanı sistemi tasarlanmıştır. Gerçek kişiler üzerinde denemeden önce, aygıtın başarımı hakkında genel bir fikre sahip olabilmek için aygıtta bulunan sınıflandırıcıların performansı çevrimdışı (offline) olarak birini-dışarıda-bırak (leave-one-out) yöntemiyle ölçülmüştür. Tablo 1'deki gölgeli olmayan alanlardan görüldüğü gibi genel olarak k-en yakın komşu sınıflandırıcıları, minimum uzaklık sınıflandırıcısı ile karşılaştırıldığında, belirgin bir şekilde daha iyi sonuçlar vermektedir. Minimum uzaklık sınıflandırıcısının düşük doğruluk oranı ise şu şekilde açıklanabilir: bu

sınıflandırıcıda her bir sınıf sadece altı adet ortalama öznelilik vektöründen ve altı adet ortalama ortak değişim matrisinden oluşmaktadır. Diğer yandan, hastalıklı sınıfı temsil eden değerler oldukça farklı özelliklere sahip solunum hastalıklarından hesaplanmıştır, bunun sonucu olarak bu bulunan değerler, büyük ihtimalle, hastalıklı sınıfı tam olarak temsil etmemektedir.

Gerçek zamanda çalıştırıldığında, aygıtın performansı hakkında daha iyi bir fikre sahip olabilmek için toplam 20 kişinin akciğer sesleri sınıflandırılmıştır: 9 hastalıklı ve 11 sağlıklı. Hastalıklı seslerin başarımları ölçümleri Heybeliada Senatoryum'unda ve Cerrahpaşa Hastanesi'nde yapılmıştır. Geriye kalan 11 sağlıklı kişinin ölçümleri ise Boğaziçi Üniversitesi'nde bulunan sessiz bir odada yapılmıştır. Tablo 1'deki gölgeli alanlardan görüldüğü gibi, gerçek zamanda yapılan ölçümlerde en iyi başarımları Şehir-bloğu ölçütüne dayanan k-en yakın komşu sınıflandırıcısı göstermiştir.

Tablo 1: Sınıflandırma sonuçları.

		Uzaklık Ölçütü	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğruluk (%)
Sınıflandırıcı	↑	İtakura	100	95.24	97.62
			100	72.73	85
		Öklidyen	52.38	100	76.19
			88.89	90.91	90
		Şehir-bloğu	52.38	100	76.19
			100	90.96	95
Minimum Uzaklık	↓	Mahalanobis	57.14	61.9	59.52

4. Teşekkür

Bu çalışma Boğaziçi Üniversitesi Araştırma Fonu tarafından, 02A202 nolu proje kapsamında desteklenmiştir.

5. Kaynakça

- [1] Pasterkamp, H., Kraman, S.S., ve Wodicka, G.R., "Respiratory Sounds. Advances Beyond the Stethoscope," *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, cilt 156, sayfa 974-987, 1997.
- [2] *DSP 56311 User's Manual*, DSP56311UM/D Revision 1.0, Motorola Inc., Ekim 1999.
- [3] Iyer, V.K., Ramamoorthy, A., ve Ploysongsang, Y., "Autoregressive Modeling of Lung Sounds: Characterization of Source and Transmission," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, cilt 36, sayfa 1133-1137, 1989.
- [4] Sankur, B., Kahya, Y.P., Güler, E.Ç., ve Engin, T., "Comparison of AR Based Algorithms for Respiratory Sound Classification," *Computers in Biology and Medicine*, cilt 23, no. 4, sayfa 67-76, Ocak 1994.
- [5] Chrysafis, A., *Fractional and Integer Arithmetic Using the DSP56000 Family of General-Purpose Digital Signal Processors*, APR3/D, Motorola Inc., 1988.
- [6] Rabiner, L.R., ve Juang, B., *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1993.
- [7] Duda, R.O., ve Hart, P.E., *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley, New York, 1973.
- [8] Allerhand, M., *Knowledge-Based Speech Pattern Recognition*, Kogan Page, London, 1987.