



## Detection and classification of bowel sound with a common-vector method

Halil Güvenç\*

Department of Electrical and Electronics Engineering, Faculty of Engineering, Akdeniz University, 07058, Antalya, Türkiye

### Highlights:

- Bowel sound detection through listening
- Classification of bowel sound with a common vector analysis.
- Detection without consulting medical professionals.

### Keywords:

- Bowel sound detection
- Classification
- Common vector
- Recognition

### Article Info:

Research Article  
Received: 24.11.2022  
Accepted: 17.09.2023

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1209792

### Acknowledgement:

The author is thankful to Akdeniz University Electrical-Electronics and Computer Engineering Departments for laboratory facilities

### Correspondence:

Author: Halil Güvenç  
e-mail:  
halil.guvenc@turktelekom.com.tr  
phone: +90 506 711 0016

### Graphical/Tabular Abstract

Bowel sound (BS), a measure of bowel activity, can be observed through listening. In this study, after the preprocessing steps, a distribution matrix (P) was formed by bringing together the characteristic time-frequency features specific to bowel sounds, and a new reflection space (Q) stretching the indifference subspace was obtained from the eigenvectors corresponding to zero or near zero eigenvalues of this matrix. In experimental studies, the average rates of single burst (SB), multi burst (MB), quite period (QP), and non-BS classes in one-minute recordings were 2.3%, 0.3%, 92.9%, and 4.5%, respectively, while in tests performed with one-minute recordings that were never used in training, as an example is shown in Figure A, 87.5% of SB, 35.7% of MB, 84.3% of non-BS parts were assigned to the correct classes. As a result, by using Q matrix, which brings the in-class samples closer to each other and distances the inter-class samples from each other by looking at the distributions of all classes, bowel sounds can be largely separated from other sounds, regardless of the training set, without consulting medical professionals.

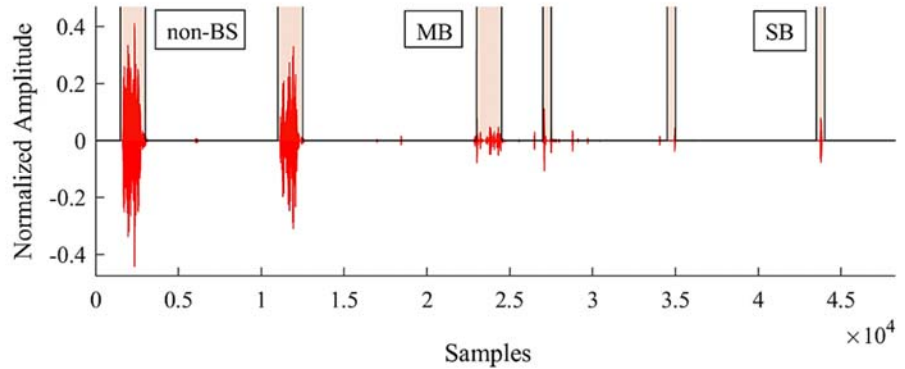


Figure A. SB, MB and non-BS parts in the signal

### Purpose:

The purpose of the study is to perform automatic bowel sound classification without the help of medical professionals.

### Theory and Methods:

The methods of the study are to determine the optimum threshold and sliding window length according to the signal fractal size, kurtosis size and energy threshold, to extract the signal segments accordingly, to reflect the test input to the null space of the co-change matrix of these parts and to classify the projections.

### Results:

87.5% of SB, 35.7% of MB, 84.3% of non-BS parts were assigned to the correct classes.

### Conclusion:

Bowel sounds were largely classified without consulting medical professionals in the new reflection space (Q), which gets within-class samples closer and increases distances between-classes.



## Ortak vektör yöntemiyle bağırsak sesinin tespiti ve sınıflandırılması

Halil Güvence\*

Akdeniz Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, 07058, Antalya, Türkiye

### ÖNEÇIKANLAR

- Dinleme yoluyla bağırsak sesi algılama
- Bağırsak sesinin ortak bir vektör analizi ile sınıflandırılması
- Tıp uzmanlarına danışmadan tespit

### Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi  
Geliş: 24.11.2022  
Kabul: 17.09.2023

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1209792

### Anahtar Kelimeler:

Bağırsak sesi tanıma,  
sınıflandırma,  
biyosensörler,  
ortak vektör

### ÖZ

Bağırsak aktivitesinin bir ölçüsü olan bağırsak sesi (BS) dinleme yoluyla gözlemlenebilir. BS'den yararlanarak, bağırsak hastalıklarının erken, zararsız ve pratik tespiti için birçok çalışma yapılmıştır. Temel olarak, tekil (SB) ve çoklu (MB) patlamaya benzeyen bağırsak sesleri, basit mikrofonlarla gözlemlenebilir olmasına rağmen, ani değişen karakteri, sessiz dönemlerin (QP) uzun olması ve mide, kas, nefes gibi diğer seslerle karışabilmesi nedenleriyle doğru tespit edilemeyebilir. Bu çalışmada, ön işleme adımlarından sonra bağırsak seslerine özgü karakteristik zaman-frekans öznitelikleri bir araya getirilerek bir dağılım matrisi (P) oluşturulmuş ve bu matrisinin sıfır veya sıfıra yakın öz değerlerine karşılık gelen öz vektörlerden farksızlık alt uzayını veren yeni yansıtım uzayı (Q) elde edilmiştir. Bir kaydın hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için yeni uzaya olan izdüşümünün hangi sınıfın ortak vektörüne yakınsadığına bakmak yeterli olacaktır. Deneysel çalışmalarda, birer dakikalık kayıtlardaki SB, MB, QP ve BS-değil sınıflarının ortalama oranları sırasıyla %2,3, %0,3, %92,9 ve %4,5 iken, eğitimde hiç kullanılmamış bir dakikalık kayıtlarla yapılan testlerde, tekil patlamaların (SB) %87,5'i, çoklu patlamaların (MB) %35,7'si, BS-değil kısımlarının %84,3'ünün doğru sınıflara atandığı görülmüştür. Sonuç olarak, tüm sınıfların dağılımlarına bakarak sınıflar içi örnekleri birbirine yaklaştıran, sınıflar arası örnekleri ise birbirinden uzaklaştıran bu yeni yansıtım uzayı (Q) kullanılarak, tıp uzmanlarına danışmadan eğitim setinden bağımsız olarak bağırsak sesleri diğer seslerden büyük oranda ayrıştırılabilir.

## Detection and classification of bowel sound with a common-vector method

### HIGHLIGHTS

- Bowel sound detection through listening
- Classification of bowel sound with a common vector analysis
- Detection without consulting medical professionals

### Article Info

Research Article  
Received: 24.11.2022  
Accepted: 17.09.2023

### DOI:

10.17341/gazimmfd.1209792

### Keywords:

Bowel sound recognition,  
classification,  
biosensors,  
common vector

### ABSTRACT

Bowel sound (BS), a measure of bowel activity, can be observed through listening. By utilizing BS, many studies have been conducted for the early, harmless and practical detection of intestinal diseases. Basically, single (SB) and multiple (MB) burst-like bowel sounds, although observable with simple microphones, may not be accurately detected due to their abrupt character, long quiet periods (QP), and may be confused with other sounds such as stomach, muscle, breath. In this study, after the preprocessing steps, a distribution matrix (P) was formed by bringing together the characteristic time-frequency features specific to bowel sounds, and new reflection space (Q) stretching the indifference subspace was obtained from the eigenvectors corresponding to zero or near zero eigenvalues of this matrix. In order to determine which class a record belongs to; it will be sufficient to look at the common vector of which class its projection to the new space converges with the co-change matrix. In experimental studies, the average rates of SB, MB, QP, and non-BS classes in one-minute recordings were 2.3%, 0.3%, 92.9%, and 4.5%, respectively, while in tests performed with one-minute recordings that were never used in training, 87.5% of single bursts (SB), 35.7% of multiple bursts (MB), 84.3% of non-BS parts were assigned to the correct classes. As a result, by using this new reflection space (Q), which brings the in-class samples closer to each other and distances the inter-class samples from each other by looking at the distributions of all classes, bowel sounds can be largely separated from other sounds, regardless of the training set, without consulting medical professionals.

## 1. Giriş (Introduction)

Bağırsak aktivitesinin bir göstergesi olan BS dinleme yoluyla gözlemlenebilir. Bağırsak hastalıklarının erken, zararsız ve pratik tespiti için BS kullanılarak birçok çalışma yapılmıştır. Cannon'un [1] 1900'lerin başında basit bir stetoskopla karın seslerini kaydettiği öncü çalışmasını, tıbbi akustik araştırmalar [2, 3] takip etse de, Dalle'nin [4] BS'yi sayısallaştırması ve analizi için bilgisayardan yararlanmasına kadar geçen süreçte kayda değer bir çalışma yapıldığı söylenemez. Bağırsak seslerinin işlenebilmesi, araştırmacılara tıp bilimine yardımcı sonuçlar ortaya koymanın önünü açmıştır. Bu amaca göre, 2 elektret mikrofonlu (ECM) stetoskop ile beslenmenin karın sesleri üzerindeki etkisi incelenmiş, bağırsakları tıkalı veya yatalak hastalarda hareketliliğe bağlı olarak aktivitenin azaldığı saptanmıştır. Benzer şekilde, anestezi uygulanmasına bağlı olarak bağırsak hareketliliğinin azaldığı veya tamamen durduğunu gösteren çalışmalar da yapılmıştır [5, 6]. Bununla birlikte, bağırsak seslerini daha yüksek doğrulukta tespit edebilmek için, uyarlamalı filtre kullanarak [7, 8], simetrik kararlı  $\alpha$ -dağılımları (SaS) ve 2. derece istatistikleri ile [9] dalgacık tabanlı ve çok çözünürlüklü gürültü azaltma teknikleri ile [10], yüksek dereceli geçişler (HOC) ve dalgacık dönüşümü tabanlı durağan-durağan olmayan (WTST-NST) filtreleme kullanarak [11, 12], dalgacık dönüşümü (WT) ve fraktal boyut (FD) analizi ile [13, 14], dalgacık dönüşümü ve eşik tabanlı algılama yöntemiyle [15], temel bileşen analizi (PCA) [16] ve bağımsız bileşen analizi (ICA) ile [17], destek vektör makinelerini (SVM) [18, 19] ve zaman serisi Gauss Hamming mesafe ölçümleri ve sınıflandırma algoritmaları (TSGHD) ile [20], ses spektrumlarının logaritmik değerlerini Legendre polinomuna ayrıştırma yöntemi [21], otoregresif hareketli ortalama (ARMA) kayıt spektrumu yöntemi [22], regresyon modelleme [23], akustik (shimmer ve jitter) özelliklerden yararlanarak [24], dahili mod fonksiyon-fraktal boyut (IMF-FD) filtrelemesi ve değişkenli ampirik mod ayrıştırma (MEMD) [25], Hilbert dönüşümünü ve Naive-Bayes algoritması ile [26] analizler yapılmıştır. Bu çalışmaları, Spektral entropi [27], en küçük ortalama kareler yöntemi (LMS) ve tepe tespiti için Hilbert zarfı ile [28], yüksek dereceli istatistikler (HOS) ve fraktal boyut ile [29], radyal temel fonksiyon (RBF) tabanlı [30] çalışmalar takip etmiştir. Son yıllarda, Dimoulas vd. [31, 32], dalgacık tabanlı Wiener filtresinin (WDF) varyasyonlarını kullanarak farklı SNR değerlerinde BS gürültü azaltma tekniklerinin kapsamlı bir analizini gerçekleştirmiştir. [33]'de, karın bölgesi yüzey titreşimleriyle uzun süreli bağırsak aktivitelerini izlemek için otonom bir yöntem geliştirilmiştir. [34]'de karın bölgesi ses sınıflandırma analizi için süre, spektral merkez ve bant genişliği özelliklerini kullanarak hiyerarşik bir taksonomi önerilmiştir. [35]'de topografik analiz ve karın seslerinin çok kanallı kaydı yoluyla bağırsak hareketliliğinin haritalanmasına odaklanan bir araştırma yapılmıştır. Bağırsak seslerinin oluşma sıklığının hesaplanmasında, optimum birim zamanı bulmak için BS olayları yerine arasındaki sessiz periyotlara odaklanan deneysel çalışmanın [36] yanında [37]'te tahmini kolon geçiş süresi (eCTT) ile mIKD algoritmasının performansının karşılaştırıldığı çalışmalar da yapılmıştır. Günümüzde, çoğu sinyal işleme tekniklerinin beraber kullanıldığı, birden fazla mikrofonla çok kanallı BS tespit çalışmaları hızla artmaktadır. Gerçek zamanlı olarak karın ön duvarı yüzeyindeki bağırsak hareketliliğinin yerini, yoğunluğunu ve izini değerlendirmek

için çok kanallı elektronik stetoskoplarla iki boyutlu bir BS haritası çıkarma çalışması yapılmıştır [38]. [39]'da tek kanallı gerçek zamanlı bir BS izleme sistemi geliştirilmiştir. [40]'de stetoskopun üzerine ters konumlandırılmış ikinci bir mikrofon ile dış ortam gürültüsü tespit edilmiştir. [41, 42]'te aynı tasarım ZigBee modülü ile gerçekleştirilmiş, benzer olarak elektrokardiyografi (EKG) sinyallerinin kablosuz aktarımı için de kullanılmıştır [43]. BS'nin ilk matematiksel modeli [44]'teki çalışmada gösterilmiştir. Bu çalışmada öznelik çıkarımında yaralandığımız sinyalin basıklık (Kurtosis) [45, 46], ve Katz fraktal boyutu (Katz FD) [47] birçok çalışmada da kullanılmıştır. Sinyalin en uygun temsili ve sınıflandırmada en az hata için, bir vektörün taşıdığı yeni uzayın dik taban vektörleri, öz ilinti matrisinin öz vektörleri olmalıdır [48, 49]. Elde edilen deneysel sonuçlardaki tanıma oranları, daha önce yapılmış bazı çalışmalardan [50, 51] daha yüksektir. Bağırsak seslerine, bağırsağın sindirim sırasında yaptığı dalga benzeri (Peristaltik) hareket etkisinde itilen besinler neden olur. BS'ler sinyal formu ve hareketliliklerine göre tekil patlama (SB) ve çoklu patlama (MB) olarak iki ana aktivite sınıfına ayrılır. SB, kısa süreli kasılmaların sonucudur ve keskin sesler oluşturur. MB, çok az veya hiç boşluk olmayan sürekli SB birleşimlerinden oluşur. BS olmadığında uzun sessiz dönemler (QP) gözlemlenir. BS sinyali, bağırsak hareketlerinin yoğunluğu ile ilgilidir ve beslenmeden sonra artar, çoğu stetoskop olmadan duyulmaz. Mide, kalp, kas hareketi ve nefes seslerini veya çevresel gürültüyü içerebilir, genellikle ortam gürültüsünden daha yüksek bir genliğe sahiptir. Durağan olmayan biyolojik sinyallerdir. Spektrum, zaman, genlik, sessizlik süresi analizleri BS'nin en çok kullanılan özneliklerdir. Enerjisinin %95'i 100-1000 Hz frekans bandındadır. Ses süreleri 3 milisaniyeden 3 saniyeye kadar çıkabilir. Bu özelliklerinin yanında, Dimoulas, Tablo 1'de gösterilen BS'nin zaman-frekans-akustik özneliklerine ait bazı bilgiler de vermiştir [34].

Yapılan çalışmaların ışığında, BS'nin belli başlı zaman-frekans özneliklerinin ortaya çıkarılması neredeyse bir asır sürmüştür. Bu nedenle, BS'nin matematiksel bir modelinin oluşturulması da uzun sürmüş ve çok yakın zamanda gerçekleştirilebilmiştir. BS tanıma oranının ölçümü, ya radyolojik ilaçlarla elde edilen sonuçlara ya da tıbbi uzmanların dinleme tecrübelerine dayandırılmıştır. Bu çalışmada ise, karın bölgesi kayıtlarından bağırsak seslerini tespit etmek için yeni bir yaklaşım önerilmektedir. Ön işleme adımından sonra bağırsak seslerine özgü karakteristik zaman ve frekans öznelikleri bir araya getirilerek bir BS model seti oluşturulmuş, bu sete ait dağılım matrisinde (P) en az değişim gösteren BS datası çıkarılmıştır. P matrisinin sıfır veya sıfıra yakın öz değerlerine karşılık gelen öz vektörlerden farksızlık alt uzayını veren yeni yansıtım uzayı (Q) elde edilmiştir. Bir kaydın hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için ortak değişim matrisi ile yeni uzaya olan izdüşümünün hangi sınıfın ortak vektörüne yakınsadığına bakmak yeterli olacaktır. Çalışma, barındırdığı BS için uygulanan yeni öznelik çıkartma yöntemiyle, ses sinyalinin tamamını kullanmak yerine seçilen öznelik vektörlerinin boyutu kadar olan daha küçük veri setiyle çalışmaya imkân verdiği için veri boyutunu azaltmada etkili olmuştur. Matris ve vektör operasyonlarıyla sınıflandırma yapıldığından, hesaplama maliyeti, hızlı sonuç ve gerçeklemeye uygunluk açısından bilime katkı verecek potansiyele sahiptir.

**Tablo 1.** BS tipleri ve bazı öznelikleri (BS types and some features)

	Süre (sn)	Min (sn)	Max (sn)	Spektral Merkez (Hz)	Min (Hz)	Max (Hz)	BW (Hz)	Min (Hz)	Max (Hz)	
Tekil BS	Ani	0,12	0,03	0,3	500	200	2500	200	45	1200
Çoğunlukla tekil BS	Ani	0,40	0,09	1,5	400	250	1400	150	40	800
Tekil ve çoklu BS	Karışık	1,10	0,17	2	550	300	1800	200	50	850
Çoklu BS	Sürekli	0,80	0,20	3	500	250	1700	240	35	750
Işık biçiminde çoklu BS	Sürekli	0,60	0,28	3	450	240	750	100	25	250
		0,60	0,15	1,96	480	248	1630	178	39	770

## 2. Metotlar (Methods)

### 2.1. Kayan Pencere Ve Eşik Değeri bulma yöntemi (Sliding Window And Threshold Finding Method)

Kayıttan işlenecek ses parçalarını belirginleştirmek için, ön işlemeden geçmiş sinyalden sessiz dönemlerin atılması gerekir. Sessiz dönemleri belirlemek için ise sinyal üzerinde taramanın yapılacağı kayan pencere ve optimum eşik değerlerini belirlemek gerekir. Kayan pencere boyutu, Eş. 1'deki gibi sinyalin basıklık ve fraktal boyutu,  $x(i)$  sinyalinin ortalama gücü, Eş. 2'de sinyal zarfı ve Eş. 3'deki karekök ortalama (RMS) eşitlikleri kullanılarak belirlenebilir. Katz'a göre,  $L$  uzunluğundaki bir eğrinin  $n$  parçaya ( $n = L/\bar{a}$ ) adımlara bölündüğünü varsayarsak, fraktal boyut, bu segmentlerin her döngüsü için Eş. 1'deki gibi bulunabilir.  $d$ , her döngünün başlangıç ve bitiş noktaları arasındaki mesafedir.

$$FD = \frac{\log_{10}(n)}{\log_{10}(\frac{d}{L}) + \log_{10}(n)} \quad (1)$$

$$P_{av} = 10 \cdot \log_{10} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x^2(i) \right\} \quad (2)$$

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^N x^2[k]} \quad (3)$$

### 2.2. Öznitelik Çıkarım Yöntemi (Feature Extraction Method)

Ortak vektör, bir sınıfa ait öznitelik vektörlerindeki farklılıklar çıkarıldıktan sonra geriye kalan ve o sınıf için değişmeyen özelliklerin oluşturduğu vektör olarak tanımlanır [49]. Bir kayıta,  $C$  tane farklı sınıfa ait  $N$  adet ses parçası olsun. Bu durumda, toplam  $M=NxC$  ses parçası var demektir.  $\mu_i$ , tüm ses parçalarının ortalamasını,  $\mu_i$ ,  $i$  sınıfa ait ortalamayı,  $A$  ise  $d \times M$  boyutlu fark matrisini göstermek üzere,  $i$  sınıfa ait,  $m$ . sesin öznitelik vektörü  $d$ -boyutlu uzayda  $x_{mi}$  ise; sınıf içi ( $S_W$ ), sınıflar arası ( $S_B$ ) ve toplam saçılım ( $S_T$ ) matrisleri Eş. 4, Eş. 5 ve Eş. 6'daki gibi bulunabilir.

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{m=1}^N (x_m^i - \mu_i)(x_m^i - \mu_i)^T = AA^T \quad (4)$$

$$S_B = \sum_{i=1}^C N(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (5)$$

$$S_T = \sum_{i=1}^C \sum_{m=1}^N (x_m^i - \mu)(x_m^i - \mu)^T = S_W + S_B \quad (6)$$

Tüm örneklerin bulunduğu  $R$  uzayında, farklılık ve farksızlık uzayları  $V$  ve  $V^\perp$  Eş. 7 ve Eş. 8'de gösterilmiştir. Sınıflar arası saçılım matrisinde ( $S_W$ ) bulunan  $r$  tane ( $r < d$ ) lineer bağımsız vektör, farklılık alt uzayı  $V$ 'yi, toplam uzayın kalan kısmı ise  $V^\perp$  farksızlık alt uzayını gerer.  $S_W$ 'nin sıfırdan farklı öz vektörleri farklılık, sıfır veya sıfıra çok yakın öz vektörleri ise farksızlık alt uzayını oluşturmaktadır. Tüm örnek uzayı ise Eş. 9'daki gibidir.

$$V = \text{span} \{ \alpha_k | S_W \alpha_k \neq 0, k = 1, \dots, r \} \quad (7)$$

$$V^\perp = \text{span} \{ \alpha_k | S_W \alpha_k = 0, k = r + 1, \dots, d \} \quad (8)$$

$$V \oplus V^\perp = R^d \quad (9)$$

Eş. 10 ve Eş. 11'de alt uzaylar çarpım formunda gösterilmiştir. Bir sınıfın saçılım matrisinin ( $S_W$ ), farksızlık alt uzayına bakarak, o sınıfa ait ortak vektöre Eş. 12'deki gibi ulaşılabilir.

$$Q = [\vec{\alpha}_1, \dots, \vec{\alpha}_r] P = QQ^T \text{ (Farklılık alt uzayı)} \quad (10)$$

$$\bar{Q} = [\vec{\alpha}_{r+1}, \dots, \vec{\alpha}_d] \bar{P} = \bar{Q}\bar{Q}^T \text{ (Farksızlık alt uzayı)} \quad (11)$$

$$\vec{x}_{com}^i = \bar{P} \vec{x}_m^i = \bar{Q} \bar{Q}^T \vec{x}_m^i \quad (12)$$

$P$  farklılık alt uzayı, Gram-Schmidt dikleştirme yöntemiyle Eş. 14'deki gibi bulunabilir. Burada Eş. 13'de gösterilen  $D$ , tüm sınıfların ortak değişim matrisini ifade etmektedir.  $D^T D$  tersi alınabilir pozitif tanımlı bir matristir.

$$D = [\vec{b}_1^1, \dots, \vec{b}_{N-1}^1, \vec{b}_1^2, \dots, \vec{b}_{N-1}^2] \quad (13)$$

$$P = D(D^T D)^{-1} D^T \quad (14)$$

Yöntemin adımları Tablo 2'deki gibidir.

## 3. Uygulama Ve Sonuçlar (Experiments And Results)

### 3.1. Kayan Pencere Ve Eşik Değeri (Sliding Window And Threshold)

Başlangıç kayan pencere boyutu en düşük BS süresi (0,03 sn.) seçilirse, eşik değeri, sinyalin basıklık (Kurtosis) ve Katz fraktal boyutundan yararlanarak, ortalama enerjisinin %98'ine karşılık gelen (lokal minimum) nokta olarak seçilebilir. Bu eşik değerinde, sinyal zarfı ve 20 msn aralıklarla RMS tepe değerlerinden yararlanarak optimum kayan pencere uzunluğu belirlenir. Şekil 1'de optimum eşik-çözünürlük çifti ile sinyal baştan sona taranarak QP'ler atılmış, ses parçaları ortaya çıkarılmıştır. Daha sonra kayan pencere-eşik çifti ile sinyal taranarak eşik değerinin üzerindeki sinyal segmentleri kaydedilmiştir.

### 3.2. Veriler ve Filtreleme (Records And Filtering)

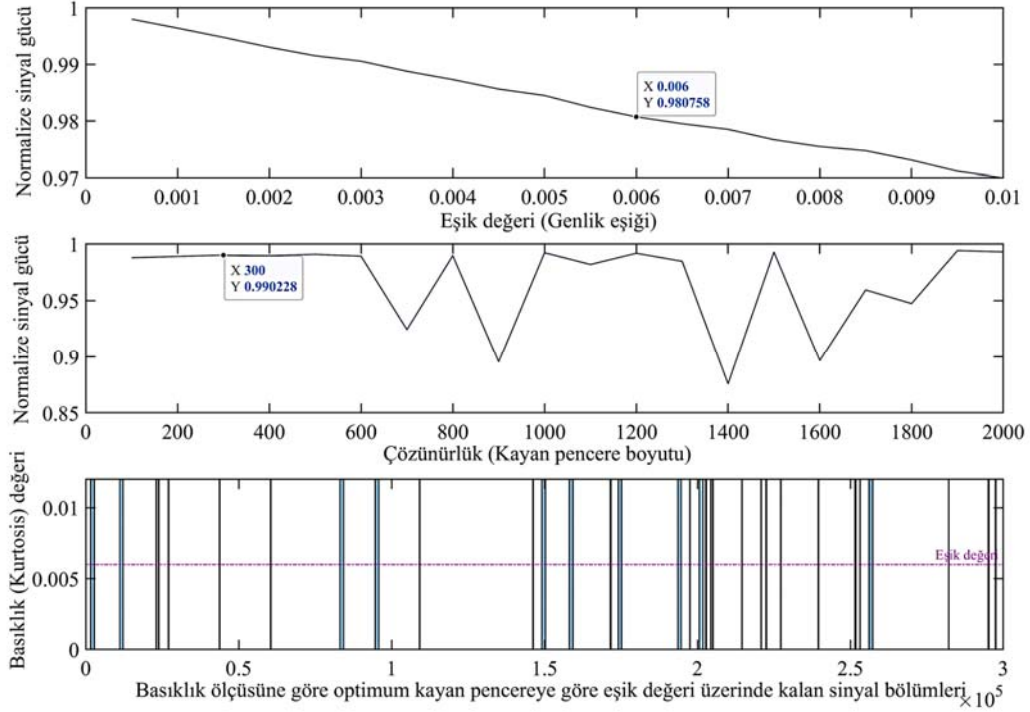
Bu çalışmanın uygulama aşamasında, Akdeniz Üniversitesi bünyesinde yapılan [41, 42]'deki çalışmadan sonra elde edilen 3 dakika ile 6 saat arasında değişen, 18 denekten alınmış gerçek BS kayıtlarından yararlanılmıştır. Kayıtlardan uzun sessizlik dönemleri çıkartılarak aktivitenin başladığı ve yoğunlaştığı 10'ar dakikalık bölümler tespit edilmiş, ayrılmış ve rastgele biçimde eğitim-test aşamalarına sokulmuştur. Bazı kayıtlara dışardan gürlütle eklenerek

**Tablo 2.** Yöntemin adımları (Steps of the method)

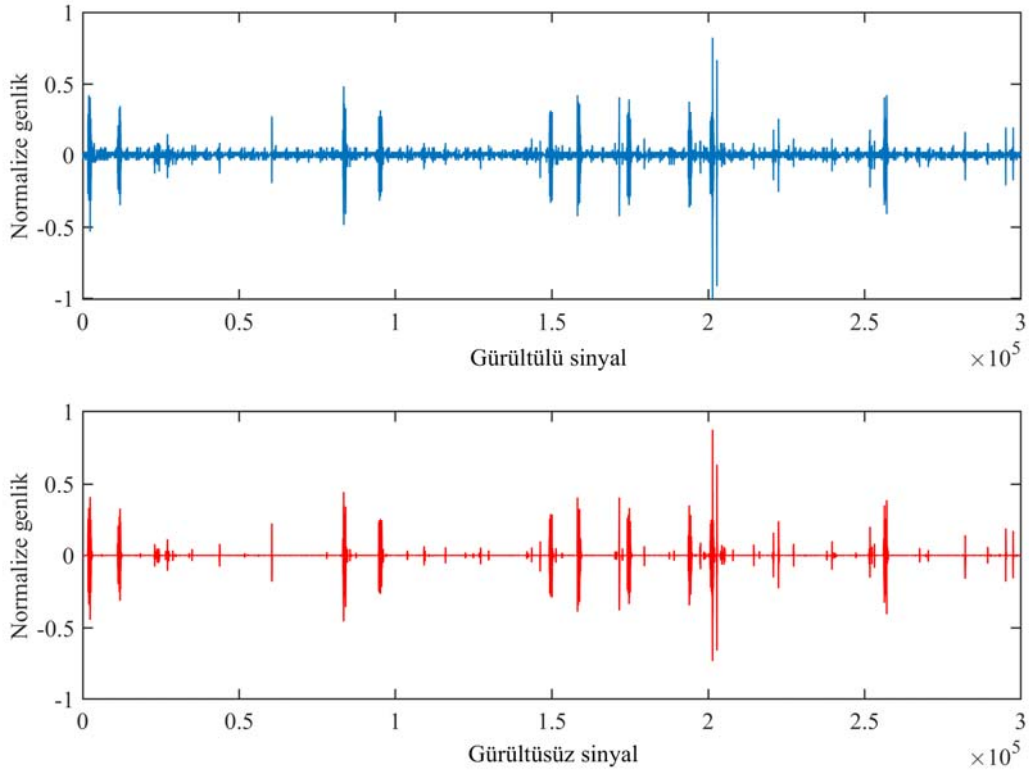
Filtreleme Optimum Çözünürlük ve Eşik	WTST, 150-600 Hz BGF, Başlangıç pencere uzunluğu (0.03 sn) ile, sinyal gücü %98'in altına düşmeyecek şekilde yinelemeli olarak optimum eşik bulunur. Optimum eşığe göre optimum pencere uzunluğunu tekrar belirlenir.
Öznitelik çıkarımı	Standart sapma, varyans, maksimum-minimum tepe değeri, ses süresi, tepe sayısı, RMS, kareler toplamı (Rssq), ortalama, sinyal ortalama gücü, sıfır geçiş sayısı, sinyal basıklığı değeri, tepe faktörü, dinamik aralık, bant genişliği ve bant gücü
BS veya BS olmayan sinyaller	BS, BS-değil sınıfları bulunur, BS parçaları SB veya MB olarak sınıflandırılır.
Ortak vektörü bulma	Dağılım matrisinin boşluk uzayı alınarak Q ortak değişim matrisi bulunur. Tüm sınıfların öznitelik vektörleri Q çarpılır, her sınıfın ortak vektörü bulunur.
Gerçek TEST	Hiç kullanılmamış örneklerle TEST için, test vektörü ile Q çarpılır, ortak vektörlere yakınlığına göre en yakın ortak vektörün ait olduğu sınıfa atanır.

performans ölçümü çeşitlendirilmiştir. Gürültüyü filtrelemek için daha önceki çalışmalarda iyi sonuçlar veren Wavelet dönüşümü durağan filtreleme (WTST), dalgacık tabanlı çoklu çözünürlüklü yeniden

oluşturma, 8. dereceden 150-600 Hz IIR bant geçiren filtreler kullanılmıştır. Bu adımdan sonra elde edilen gürültüsüz BS sinyali Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Optimum çözünürlük ve eşik seçimi (Optimal resolution and threshold selection)



Şekil 2. Ham ve filtrelenmiş kayıtlar (Raw and filtered records)

### 3.3. Uygulama (Application)

Eğitim ve testler, Matlab 2021b ile yapılmıştır. Filtreleme adımından geçirilen ses sinyalinin sessiz dönemler atıldıktan sonra, Tablo 2'deki özneliktik vektörleri bulunmuştur. K-means kümelendirme algoritmasına göre SB, MB ve BS-değil olarak 3 sınıfa ayrılmış ve hangi örneğin hangi sınıfa ait olduğu dinleme yoluyla teyit edilmiştir. Tüm sınıfların özneliktik vektörleri bir araya getirilerek dağılım matrisi elde edilmiştir. Bu matrisin sıfır öz değerlerine karşılık gelen öz vektörlerden Q matrisi oluşturularak yeni projeksiyon uzayı elde edilmiştir. Test edilecek kayıt parçası yeni uzaya yansıtılarak, Öklid uzaklığına göre hangi sınıfın ortak vektörüne daha yakın ise örnek o sınıfa atanmıştır. Kayıtların her bir dakikalık bölümüne 10 adet BS benzeri ses eklenerek yöntem uygulanmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Şekil 3'te görüldüğü gibi bu sesler BS ve BS olmayan olarak işaretlenmiştir. Test adımı, yinelemeli olarak tekrar edilmiştir.

### 3.4. Bulgular (Results)

Kayıttaki SB, MB, QP ve BS olmayan sinyal kısımlarının oranları sırasıyla %2,3, %0,3, %92,9 ve %4,5 olmuştur. Sonuçlar Tablo 3'te gösterilmiştir. Test sonuçlarına göre, sinyaldeki SB kısımlarının %87,5'i, MB kısımlarının %35,7'si ve BS olmayan sinyallerin %84,3'ü tanınmıştır. Sonuçlar Tablo 4'te gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, 87,5% SB tanıma oranı, Tablo 5.'te gösterilen, daha önce yapılmış bazı çalışmalardan daha yüksektir. Fakat SB, MB ve BS-Değil sınıflarının tümüne ait tanıma oranlarını içeren [26, 31] ve [32]'deki çalışmalara göre tanıma oranları daha düşüktür.

**Tablo 3.** Kayıttaki sinyal parçaları ve oranları (Signal parts and ratios in the recording)

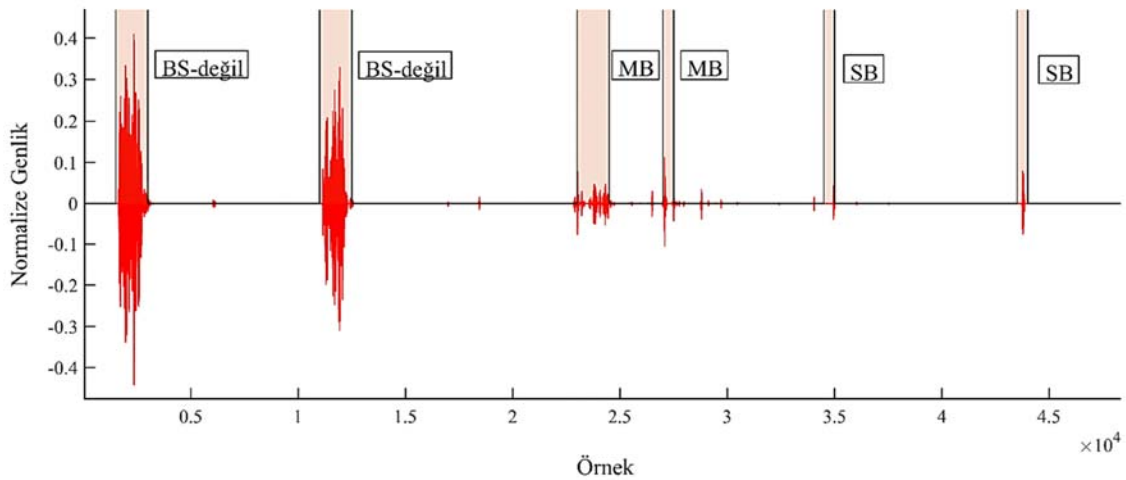
BS TİPİ	Sinyal içindeki oranı (%)
QP	92,9
BS	2,6
SB	2,3
MB	0,3
BS-Değil	4,5
Algılanamadı	0,0

**Tablo 4.** Test seti tanıma oranları (Test set recognition rates)

TEST	BS SINIFI		BS-DEĞİL SINIFI
	SB tanıma oranları (%) (Atanan/Gerçek)	MB tanıma oranları (%) (Atanan/Gerçek)	BS-değil tanıma oranları (%) (Atanan/Gerçek)
1	74,5	15,4	83,3
2	93,8	60,0	83,3
3	83,7	14,3	57,1
4	79,2	25,0	100
5	100	28,6	30,0
6	94,3	75,0	100
7	90,9	40,0	76,9
8	72,5	7,4	66,7
9	91,8	20,0	76,9
10	94,2	71,4	90,9
11	-	-	100
12	-	-	100
13	-	-	80,0
14	-	-	90,0
15	-	-	100
16	-	-	90,0
17	-	-	90,0
18	-	-	100
19	-	-	90,0
20	-	-	80,0
Toplam	87,5	35,7	84,3

**Tablo 5.** Önceki çalışmalarda elde edilen SB tanıma oranları ve karşılaştırma kriterleri (Recognition rates and comparison criteria obtained in previous studies)

Referans No	Yıl	Karşılaştırma Kriteri	Sonuçlar
[29]	2015	Tıbbi uzmanlar	Doğruluk=%82,72 ve Duyarlılık=%89,56
[28]	2015	-	%70 Tanıma oranı
[50]	2016	Referans BS sinyali	%85 Tanıma oranı
[51]	2019	Tıbbi uzmanlar	%76,89 Tanıma oranı



**Şekil 3.** Sinyaldeki BS ve diğer sınıflar (BS and other classes in the signal)

#### 4. Sonuçlar ve Tartışma (Results and Discussions)

BS tespitine yönelik çalışmalar incelendiğinde, öznelik seçimi, sinyal işleme ve sınıflandırma yöntemleri farklılıklar gösterirken, doğru veya yanlış tanınmanın ölçüsü ya tıbbi uzmanların görüşü veya radyolojik ilaçlardan gelen sonuç olmuştur. BS parçalarının en karakteristik özneliklerinin dağılım analizleri yapıldığında, BS'nin tıpkı kalbin tek kasılma ve gevşemesinde ortaya çıkan P-Q-R-S-T dalgalarını andıran, fakat EKG'den farklı olarak rastgele sayılabilecek biçimde sinyal içinde kendini tekrar eden, durağanlıktan uzak ani değişen bir karaktere sahip olduğu söylenebilir.

Çalışmada, Tıbbi uzmanlarca BS olduğu belirlenen sinyal parçaları eğitim kümesinde kullanılmıştır. Test adımında ise bir girdinin BS olup olmadığına ortak değişim matrisinin farklılık uzayında oluşturduğu izdüşüme bakılarak karar verilmiştir. Diğer bir deyişle, sınıflara ait öznelik vektörleri lineer bağımsız birimlik bir tabana yansıtılmış, her sınıfın birbirinden ayrıştırılması amaçlanmıştır. Bu özellik, her sınıfın test örneğini kendi sınıfına yakınsatmaktadır.

Çalışılan veri boyutu ve işlem hızı çok önemli olduğu günümüzde pratik çalışmalara da önayak olabilecek bir öznelik çıkarım yöntemiyle sinyalin tamamı yerine öznelik vektörlerinin boyutu kadar olan vektörlerle sınıflandırma yapılabilmiş, SB ve BS-değil sınıflarında önceki çalışmalara göre yüksek sayılabilecek tanıma oranları elde edilmiştir. Bununla birlikte, video analizlerinin de eklenip hareket gürültüsünün tespit edildiği, 3-4 mikrofon kullanarak BS'nin doğrulandığı teorik ve deneysel çalışmalar ile karşılaştırıldığında ise tanıma oranı düşük kalmıştır.

Sonuç olarak, aynı koşullar altında alınan kayıtlardan, gösterilen basit adımlarla elde edilecek bir ortak değişim matrisi ile, tıp uzmanlarından ek yardım almadan BS tespiti yapılabilmektedir. Sade yapısıyla çalışmanın gerçeklemeye uygun ve bilime katkı sunabilecek potansiyele sahip olduğu gösterilmiştir.

#### Kaynaklar (References)

1. Cannon, W. B., Auscultation of the rhythmic sounds produced by the stomach and intestines, *American Journal of Physiology-Legacy Content*, 14 (4), 339-353, 1905.
2. Georgoulis, B., Bowel sounds, *Proceedings of The Royal Society of Medicine*, 60 (9), 917-920, 1967.
3. Watson, W. C. and Knox, E. C., Phonoenterography: the recording and analysis of bowel sounds, *Gut*, 8 (1), 88-94, 1967.
4. Dalle, D., Devroede, G., Thibault, R., and Perrault, J., Computer analysis of bowel sounds, *Computers In Biology And Medicine*, 4 (3), 247-256, 1975.
5. Arnbjörnsson, E., Normal and pathological bowel sound patterns, *Annales Chirurgiae Et Gynaecologiae*, 75 (6), 314-318, 1986.
6. Vantrappen, G., Janssens, J., Coremans, G., and Jian, R., Gastrointestinal motility disorders, *Digestive Diseases and Sciences*, 31 (9 Suppl), 5S-25S, 1986.
7. Mansy, H. A. and Sandler, R. H., Bowel-sound signal enhancement using adaptive filtering, *IEEE Engineering In Medicine And Biology Magazine, The Quarterly Magazine of the Engineering In Medicine & Biology Society*, 16 (6), 105-117, 1997.
8. Li, M., Yang, J., and Wang, X., Research on auto-identification method to the typical bowel sound signal, *2011 4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*, 2011.
9. Hadjileontiadis, L. J. and Panas, S. M., on modeling impulsive bioacoustic signals with symmetric /spl alpha/-stable distributions, application in discontinuous adventitious lung sounds and explosive bowel sounds, *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vol.20 Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond (Cat. No.98CH36286)*, 1998.
10. Xizheng, Z., Ling, Y., and Weixiong, W., An New Filtering Methods in the Wavelet Domain for Bowel Sounds, *International Journal Of Advanced Computer Science And Applications (IJACSA)*, 1 (5), 2010.
11. Hadjileontiadis, L. J., Kontakos, T. P., Liatsos, C. N., Mavrogiannis, C. C., Rokkas, T. A., and Panas, S. M., Enhancement of the diagnostic character of bowel sounds using higher-order crossings, *Proceedings of the First Joint BMES/EMBS Conference. 1999 IEEE Engineering in Medicine and Biology 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society (Cat. N)*, 1999.
12. Hadjileontiadis, L. J., Liatsos, C. N., Mavrogiannis, C. C., Rokkas, T. A., and Panas, S. M., Enhancement of bowel sounds by wavelet-based filtering, *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 47 (7), 876-886, 2000.
13. Hadjileontiadis, L. J., Wavelet-based enhancement of lung and bowel sounds using fractal dimension thresholding--Part I, methodology, *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 52 (6), 1143-1148, 2005.
14. Hadjileontiadis, L. J., Wavelet-based enhancement of lung and bowel sounds using fractal dimension thresholding-part II, application results, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52 (6), 1050-1064, 2005.
15. Ranta, R., Heinrich, C., Louis-Dorr, V., Wolf, D., and Guillemin, F., Wavelet-based bowel sounds denoising, segmentation and characterization, *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2001.
16. Ranta, R., Louis-Dorr, V., Heinrich, C., Wolf, D., and Guillemin, F., Principal component analysis and interpretation of bowel sounds, *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2004.
17. Sakata, O., Suzuki, Y., Matsuda, K., and Satake, T., Temporal changes in occurrence frequency of bowel sounds both in fasting state and after eating, *Journal of Artificial Organs, the Official Journal of the Japanese Society for Artificial Organs*, 16 (1), 83-90, 2013.
18. Yin, Y., Jiang, H., Feng, S., Liu, J., Chen, P., Zhu, B., and Wang, Z., Bowel sound recognition using SVM classification in a wearable health monitoring system, *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 61 (8), 084301, 2018.
19. Kölle, K., Fougner, A., Ellingsen, R., Carlsen, S., and Stavadahl, Ø., Feasibility of early meal detection based on abdominal sound, *IEEE Journal of Translational Engineering In Health And Medicine*, PP, 2019.
20. Huang, Y., Song, I., Rana, P., and Koh, G., Fast diagnosis of bowel activities, *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2017.
21. Yin, Y., Jiang, H., Yang, W., and Wang, Z., Intestinal motility assessment based on Legendre fitting of logarithmic bowel sound spectrum, *Electronics Letters*, 52 (16), 1364-1366, 2016.
22. Emoto, T., Shono, K., Abeyratne, U. R., Okahisa, T., Yano, H., Akutagawa, M., Konaka, S., and Kinouchi, Y., ARMA-based spectral bandwidth for evaluation of bowel motility by the analysis of bowel sounds, *Physiological Measurement*, 34 (8), 925-936, 2013.
23. Kim, K. S., Seo, J. H., Ryu, S. H., Kim, M. H., and Song, C. G., Estimation algorithm of the bowel motility based on regression analysis of the jitter and shimmer of bowel sounds, *Computer Methods And Programs In Biomedicine*, 104 (3), 426-434, 2011.
24. Kim, K.-S., Park, H.-J., Kang, H. S., and Song, C.-G., Awareness system for bowel motility estimation based on artificial neural network of bowel sounds, *4th International Conference on Awareness Science and Technology*, 2012.
25. Kölle, K., Aftab, M. F., Andersson, L. E., Fougner, A. L., and Stavadahl, Ø., Data driven filtering of bowel sounds using multivariate empirical mode decomposition, *BioMedical Engineering OnLine*, 18 (1), 28, 2019.
26. Ulusar, U. D., Recovery of gastrointestinal tract motility detection using Naive Bayesian and minimum statistics, *Computers In Biology And Medicine*, 51, 223-228, 2014.
27. Longfu, Z., Yi, S., Sun, H., Zheng, L., Dapeng, H., and Yonghe, H., Identification of bowel sound signal with spectral entropy method, *2015 12th IEEE International Conference on Electronic Measurement Instruments (ICEMI)*, 2015.
28. Yin, Y., Yang, W., Jiang, H., and Wang, Z., Bowel sound based digestion state recognition using artificial neural network, *2015 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*, 2015.
29. Sheu, M., Lin, P., Chen, J., Lee, C., and Lin, B., Higher-Order-Statistics-Based Fractal Dimension for Noisy Bowel Sound Detection, *IEEE Signal Processing Letters*, 22 (7), 789-793, 2015.
30. Lin, B., Sheu, M., Chuang, C., Tseng, K., and Chen, J., Enhancing Bowel Sounds by Using a Higher Order Statistics-Based Radial Basis Function Network, *IEEE Journal Of Biomedical And Health Informatics*, 17 (3), 675-680, 2013.
31. Dimoulas, C., Kalliris, G., Papanikolaou, G., and Kalampakas, A., Novel wavelet domain Wiener filtering de-noising techniques,

- Application to bowel sounds captured by means of abdominal surface vibrations, *Biomedical Signal Processing And Control*, 1 (3), 177–218, 2006.
32. Dimoulas, C., Kalliris, G., Papanikolaou, G., and Kalampakas, A., Long-term signal detection, segmentation and summarization using wavelets and fractal dimension, a bioacoustics application in gastrointestinal-motility monitoring, *Computers In Biology And Medicine*, 37 (4), 438–462, 2007.
  33. Dimoulas, C., Kalliris, G., Papanikolaou, G., Petridis, V., and Kalampakas, A., Bowel-sound pattern analysis using wavelets and neural networks with application to long-term, unsupervised, gastrointestinal motility monitoring, *Expert Systems With Applications*, 34 (1), 26–41, 2008.
  34. Dimoulas, C. A., Papanikolaou, G. V., and Petridis, V., Pattern classification and audiovisual content management techniques using hybrid expert systems, A video-assisted bioacoustics application in Abdominal Sounds pattern analysis, *Expert Systems With Applications*, 38 (10), 13082–13093, 2011.
  35. Dimoulas, C. A., Audiovisual Spatial-Audio Analysis by Means of Sound Localization and Imaging, A Multimedia Healthcare Framework in Abdominal Sound Mapping, *IEEE Transactions on Multimedia*, 18 (10), 1969–1976, 2016.
  36. Sakata, O. and Suzuki, Y., Optimum Unit Time on Calculating Occurrence Frequency of Bowel Sounds for Real-Time Monitoring of Bowel Peristalsis, *International Journal of Signal Processing Systems*, 465–468, 2016.
  37. Kim, K.-S., Seo, J.-H., and Song, C.-G., Non-invasive algorithm for bowel motility estimation using a back-propagation neural network model of bowel sounds, *BioMedical Engineering OnLine*, 10, 69, 2011.
  38. Chien, C.-H., Huang, H.-T., Wang, C.-Y., and Chong, F.-C., Two-dimensional static and dynamic display system of bowel sound magnitude map for evaluation of intestinal motility, *Biomedical Engineering, Applications, Basis And Communications*, 21 (05), 333–342, 2009.
  39. Uluşar, U. D., Canpolat, M., Yaprak, M., Kazanır, S., and Ogunc, G., Real-time monitoring for recovery of gastrointestinal tract motility detection after abdominal surgery, 2013 7th International Conference on Application of Information and Communication Technologies, 2013.
  40. Öztaş, A. S., Türk, E., Uluşar, Ü. D., Canpolat, M., Yaprak, M., Kazanır, S., Ögünç, G., Doğru, V., and Canagir, O. C., Bioacoustic sensor system for automatic detection of bowel sounds, 2015 Medical Technologies National Conference (TIPTEKNO), 2015.
  41. Türk, E., Öztaş, A. S., Uluşar, Ü. D., Canpolat, M., Kazanır, S., Yaprak, M., Ögünç, G., Doğru, V., and Canagir, O. C., Wireless bioacoustic sensor system for automatic detection of bowel sounds, 2015 19th National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT), 2015.
  42. Al-Turjman, F., *Edge Computing, From Hype to Reality*, Springer International Publishing, 133–144 (2019).
  43. Güvenç, H., *Wireless ECG Device with Arduino*, 2020 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO), (2020).
  44. Du, X., Allwood, G., Webberley, K. M., Osseiran, A., Wan, W., Volikova, A., and Marshall, B. J., A mathematical model of bowel sound generation, *The Journal of the Acoustical Society of America*, 144 (6), EL485–EL491, 2018.
  45. Hadjileontiadis, L. J. and Rekanos, I. T., Enhancement of explosive bowel sounds using Kurtosis-based filtering, *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No.03CH37439)*, 2003.
  46. Rekanos, I. T. and Hadjileontiadis, L. J., An iterative kurtosis-based technique for the detection of nonstationary bioacoustic signals, *Signal Processing*, 86 (12), 3787–3795, 2006.
  47. Hadjileontiadis, L. J. and Rekanos, I. T., Detection of explosive lung and bowel sounds by means of fractal dimension, *IEEE Signal Processing Letters*, 10 (10), 311–314, 2003.
  48. Cevikalp, H., Neamtu, M., Wilkes, M., and Barkana, A., Discriminative common vectors for face recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 27 (1), 4–13, 2005.
  49. Güvenç, H., *Ortak vektör yöntemiyle öznelilik çıkarımı*, 2009.
  50. Mamun, K. A. A. and McFarlane, N., Integrated real time bowel sound detector for artificial pancreas systems, *Sensing And Bio-Sensing Research*, 7, 84–89, 2016.
  51. Wang, F., Wu, D., Jin, P., Zhang, Y., Yang, Y., Ma, Y., Yang, A., Fu, J., and Feng, X., A flexible skin-mounted wireless acoustic device for bowel sounds monitoring and evaluation, *Science China Information Sciences*, 62 (10), 202402, 2019.