

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**MEME TÜMÖRÜNÜN ERKEN TEŞHİSİNE YÖNELİK TİTREŞİM TABANLI
SİSTEM TASARIMI**

Mehmet Ümit AK

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ**

HAZİRAN 2024

ANTALYA

**T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ**



**MEME TÜMÖRÜNÜN ERKEN TEŞHİSİNE YÖNELİK TİTREŞİM TABANLI
SİSTEM TASARIMI**

Mehmet Ümit AK

**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ**

HAZİRAN 2024

ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MEME TÜMÖRÜNÜN ERKEN TEŞHİSİNE YÖNELİK TİTREŞİM TABANLI
SİSTEM TASARIMI**

Mehmet Ümit AK
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ

HAZİRAN 2024

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MEME TÜMÖRÜNÜN ERKEN TEŞHİSİNE YÖNELİK TİTREŞİM TABANLI
SİSTEM TASARIMI**

Mehmet Ümit AK
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI
DOKTORA TEZİ

Bu tez 03/06/2024 tarihinde jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Süleyman BİLGİN (Danışman)
Prof. Dr. Adnan KAYA
Prof. Dr. Özlem COŞKUN
Doç. Dr. Övünç POLAT
Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU

ÖZET

MEME TÜMÖRÜNÜN ERKEN TEŞHİSİNE YÖNELİK TİTREŞİM TABANLI SİSTEM TASARIMI

Mehmet Ümit AK

Doktora Tezi, Elektrik – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Haziran 2024; 87 Sayfa

Meme tümörleri, Dünya Sağlık Örgütü (WHO) verilerine göre dünyada kadınlar arasında en sık görülen hastalıklardan biri olarak kabul edilmektedir. Bu hastalığın erken teşhisi sayesinde ise 99%’luk hayatta kalma oranı elde edilmekte ve bu da ilgili vakaların yaklaşık 64%’ünü oluşturmaktadır. Buradan hareketle meme tümörünün erken teşhisine yönelik olarak gerçekleştirilen bu çalışmada, ilk olarak mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı tasarımı gerçekleştirilmiştir. Bu cihaz ile laboratuvar ortamında sağlıklı ve tümörlü olarak oluşturulan fantom meme modelleri üzerine sabit frekanslı titreşim uyarıtımı uygulanmış ve MEMs yapıdaki ADXL345 ivme ölçer sensörü ile belirli mesafelerdeki titreşim sinyalleri ölçülmüştür. Elde edilen titreşim sinyalleriyle oluşturulan veri setinin analizi öncesinde, ilgili meme fantom modellerinin tüm noktalarında aynı etkiyi gösteren ve en iyi analizin yapılacağı frekans değeri olan rezonans frekansı, sonlu elemanlar modeli (FEM) kullanılarak, Comsol programı yardımıyla 164 Hz. çevresinde tespit edilmiştir. Böylece meme fantom modellerine uygulanan 100-200 Hz. aralığındaki sabit frekanslı titreşim uyarıtlarından 160 Hz.’e odaklanılmış ve rezonans frekansı çevresinden elde edilen titreşim sinyallerinin analizi gerçekleştirilmiştir.

Veri setindeki titreşim sinyallerinin analiz aşamasında, öncelikle ön işleme aşamasında, titreşim sinyallerindeki düşük frekansları kaybetmemek, aynı zamanda da DC bileşenleri filtrelemek amacıyla 5 Hz. yüksek geçiren IIR filtre kullanılmıştır. Ön işlemenin ardından, titreşim sinyallerinin analiz edilmesi ve kritik özelliklerin çıkarılması aşamasında ise öncelikle ilgili sinyallerin zaman alanı analizleri istatistiksel yöntemler olan RMS, standart sapma, skewness, kurtosis, medyan frekans yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemlerle elde edilen değerler incelendiğinde filtrelenmemiş sinyallerin RMS değerlerinin sağlıklı-tümörlü dokuları ayırt etmede öne çıktığı görülmüştür. Ayrıca filtrelenmiş sinyallerin medyan analiz değerleriyle sağlıklı ve tümörlü ayrımının net bir şekilde yapılabileceği görülmüştür. Zaman alanı analizlerinin ardından frekans alanı analizleri, Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD), welch, dalgacık paket dönüşümü, Hilbert Huang dönüşümü (HHD) ve Ampirik Kip Ayırıştırması (AKA) yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir. HFD yöntemiyle gerçekleştirilen analizlerde, sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bu değerler ayrıca maksimum frekans analizleriyle desteklenmiştir. Welch yöntemiyle gerçekleştirilen analizlerde,

sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Çalışmanın frekans alanı analizlerinde, kullanılan diğer bir yöntem olan Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) ile, titreşim sinyallerinin 3, 4 ve 5. seviyelerdeki dalgacık paketleri incelenmiştir. Buna göre, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3. seviye 1. pakette ($W_{3,1}$) yani 62,5-125 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise 3.seviye 2.pakette ($W_{3,2}$) yani 125-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmüştür. DPD'nin 4. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4. seviye 4. pakette ($W_{4,4}$) yani 125-156,25 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise sırasıyla 4. Seviye 7. Paket ($W_{4,7}$) ve 4. Seviye 6. Paket ($W_{4,6}$), sırasıyla 218,75-250 Hz. ve 187,5-218,75 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı görülmektedir. 5. Seviyesi DPD analizlerinde, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan filtrelenmiş titreşim sinyallerinin, 5. Seviye 11. Pakette ($W_{5,11}$) yani 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise 5. Seviye 15. Paket ($W_{5,15}$) yani 234,75-250 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı gözlemlenmiştir. Buna sonuçlar DPD'nin sağlıklı ve tümörlü dokuların frekans karakteristikleri hakkında açık bir ayırt edici özelliğe sahip olduğunu göstermektedir.

Gerçekleştirilen doktora tez çalışmasının frekans alanı analizlerinde ayrıca Hilbert Huang Dönüşümü (HHD) kullanılmıştır. Sağlıklı ve tümörlü meme fantom modelleri üzerinden alınan titreşim sinyallerinin HHD ile elde edilen frekans alanı analizinde, sağlıklı dokulara ait frekans-genlik grafiklerinde, frekans değerlerinin yoğunlaştığı bölge ile tümörlü dokulara ait frekans-genlik grafiklerindeki frekans değerlerinin yoğunlaştığı değerler arasında farklılık gözlemlenmiştir. Ayrıca bu analizin devamında İçsel Mod Fonksiyonları (İMF), 10 seviyede ayrıştırılmış ve titreşim sinyallerinin 10 seviyede gerçekleştirilen AKA analizlerinin, sağlıklı ve tümörlü dokuların ayırımında etkili olmadığı görülmüştür.

Çalışmanın zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen değerler ile özellik vektörleri oluşturularak ve bu özellik değerleri sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmıştır. Sağlıklı ve tümörlü fantom modellerden elde edilen titreşim sinyalleri için en ayırıcı özelliklerin belirlenmesi amacıyla Ki-Kare ve F-Skor yöntemleri kullanılmıştır. DPD'nin 3, 4 ve 5. Seviyesi ve AKA'nın 10 seviyede ayrıştırılmasıyla, 3 adet farklı özellik vektörü, bu yöntemlerle analiz edilerek en ayırıcı özellikler belirlenmiştir. Buna göre, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; filtrelenmiş sinyallerin $W_{3,1}$ paketi olan 62,5-125 Hz. frekans aralığında, $W_{4,4}$ paketi olan 125-156,25 Hz. frekans aralığında, $W_{5,11}$ paketi olan 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında elde edildiği belirlenmiştir.

Son olarak en ayırt edici özellikler, Adaboost, MLPNN, DVM, KNN ve LR sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmış ve sağlıklı-tümörlü fantom model ayırımını gerçekleştirecek en başarılı yöntemler değerlendirilmiştir. Buna göre sağlıklı ve tümörlü dokuların ayırımında en yüksek doğruluk oranı 86,33% ile filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin

olduđu ve bu özelliklerin 3. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektöründeki 24 ile 32 aralığındaki özellik numarasına ait değler olduđu ve Adaboost sınıflandırma algoritmasıyla elde edildiğı belirlenmiştir. Ayrıca, en yüksek başarı oranlarının tespit edildiğı sınıflandırma algoritmalarının 82,66% doğruluk oranıyla Adaboost, 82,33% doğruluk oranıyla MLPNN, 80,66% doğruluk oranıyla Lojistik Regresyon olduđu tespit edilmiştir.

ANAHTAR KELİMELEER: Dalgacık Paket Dönüşümü, İvme Ölçer Sensörü, Meme Tüörü, Titreşim Sinyali

JÜRİ: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Adnan KAYA

Prof. Dr. Özlem COŞKUN

Doç. Dr. Övünç POLAT

Doç. Dr. Serdar GÜNDOĞDU

ABSTRACT

VIBRATION-BASED SYSTEM DESIGN FOR EARLY DETECTION OF BREAST TUMORS

Mehmet Umit AK

PhD Thesis in Electrical-Electronics Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

June 2024; 87 pages

According to the World Health Organisation (WHO), breast tumours are one of the most common diseases among women worldwide. Thanks to the early diagnosis of this disease, a 99% survival rate is achieved, which constitutes approximately 64% of the related cases. Therefore, in this study, a microcontroller-based vibration meter device has been designed for early diagnosis of breast tumour. With this device, constant frequency vibration excitation was applied on healthy and tumorous phantom breast models in the laboratory environment and vibration signals at certain distances were measured with the ADXL345 accelerometer sensor in MEMs. Before the analysis of the data set formed by the vibration signals obtained, the resonance frequency, which has the same effect at all points of the relevant breast phantom models and which is the frequency value at which the best analysis can be performed, was determined around 164 Hz. using the COMSOL program using the finite element model (FEM). Thus, 160 Hz. of the fixed frequency vibration excitations in the range of 100-200 Hz. applied to the breast phantom models was focused on and the vibration signals obtained around the resonance frequency were analysed.

In the analysis phase of the vibration signals in the data set, firstly in the pre-processing phase, a 5 Hz. high-pass IIR filter was used in order not to lose the low frequencies in the vibration signals and at the same time to filter the DC components. After pre-processing, in the stage of analysing the vibration signals and extracting critical features, time domain analyses of the related signals were performed by statistical methods such as RMS, standard deviation, skewness, kurtosis, median frequency methods. When the values obtained by these methods were analysed, it was observed that the RMS values of the unfiltered signals were prominent in distinguishing between healthy and tumour tissues. In addition, the median analysis values of the filtered signals showed that the distinction between healthy and tumorous can be made clearly. Following the time domain analyses, frequency domain analyses were performed with Fast Fourier Transform (FFT), Welch, Wavelet Packet Transform (WPT), Hilbert Huang Transform (HHT) and Empirical Mode Decomposition (EMD) methods. In the analyses performed with the FFT method, it was observed that the peak frequency values of the vibration signals obtained from healthy models were lower than the peak frequency values of the vibration signals obtained from tumour models. These values were also supported by maximum frequency analyses. In the analyses performed with the Welch method, it was observed that the peak frequency values of the vibration signals obtained from healthy models were lower than the peak frequency values of the vibration signals obtained from tumour models. Wavelet Packet Transform (WPT),

another method used in the frequency domain analyses of the study, was used to examine the wavelet packets of the vibration signals at levels 3, 4 and 5. Accordingly, when the signal values obtained from the wavelet packets of the vibration signals obtained from healthy phantom models at level 3 were examined, it was observed that the filtered vibration signals were concentrated in the frequency range of 62,5-125 Hz. at level 3 packet 1 ($W_{3,1}$), while the vibration signals obtained from tumoured phantom models were concentrated in the frequency range of 125-187,5 Hz. at level 3 packet 2 ($W_{3,2}$). When the signal values obtained in the wavelet packets of the WPT at level 4 are examined, it is seen that the filtered vibration signals are concentrated in the 4th level 4th packet ($W_{4,4}$), 125-156,25 Hz. frequency range, while the vibration signals obtained from the tumoured phantom models are concentrated in the 4th level 7th packet ($W_{4,7}$) and 4th level 6th packet ($W_{4,6}$), 218,75-250 Hz. and 187,5-218,75 Hz. frequency ranges respectively. In Level 5 WPT analyses, it was observed that the filtered vibration signals from healthy phantom models were concentrated in the frequency range of 171,875-187,5 Hz. at Level 5 Pack 11 ($W_{5,11}$), while the vibration signals from tumoured phantom models were concentrated in the frequency range of 234,75-250 Hz. at Level 5 Pack 15 ($W_{5,15}$). The results show that WPT has a clear discriminating feature about the frequency characteristics of healthy and tumorous tissues.

Hilbert Huang Transform (HHT) was also used in the frequency domain analyses of the doctoral thesis study. In the frequency domain analysis of the vibration signals obtained from healthy and tumorous breast phantom models with HHT, a difference was observed between the region where the frequency values are concentrated in the frequency-amplitude graphs of healthy tissues and the values where the frequency values are concentrated in the frequency-amplitude graphs of tumorous tissues. In addition, the Internal Mode Functions (IMF) were decomposed at 10 levels, and it was observed that the EMD analysis of the vibration signals at 10 levels was not effective in distinguishing between healthy and tumorous tissues.

Feature vectors were created with the values obtained from the time and frequency domain analyses of the study and these feature values were used as inputs to the classification algorithms. Chi-Square and F-Score methods were used to determine the most discriminative features for the vibration signals obtained from healthy and tumour phantom models. By decomposing the WPT at levels 3, 4 and 5 and the EMD at 10 levels, 3 different feature vectors were analysed with these methods and the most discriminative features were determined. Accordingly, in both tests, the most discriminative features were obtained in the frequency range of 62,5-125 Hz. with $W_{3,1}$ packet, in the frequency range of 125-156,25 Hz. with $W_{4,4}$ packet, and in the frequency range of 171,875-187,5 Hz. with $W_{5,11}$ packet.

Finally, the most discriminative features were used as the inputs of Adaboost, MLPNN, SVM, KNN and LR classification algorithms and the most successful methods to perform healthy-tumour phantom model discrimination were evaluated. Accordingly, it was determined that the highest accuracy rate in the discrimination of healthy and tumorous tissues was 86.33% with the features obtained at Level 3 by wavelet packet transform of the filtered signals and these features were the values belonging to the feature numbers between 24 and 32 in the feature vector obtained by Level 3 WPT and obtained by the Adaboost classification algorithm. In addition, it was

determined that the classification algorithms with the highest success rates were Adaboost with 82.66% accuracy rate, MLPNN with 82.33% accuracy rate and Logistic Regression with 80.66% accuracy rate.

KEYWORDS: Accelerometer Sensor, Breast Tumor, Vibration Signal, Wavelet Packet Transform.

COMMITTEE: Prof. Dr. Süleyman BİLGİN

Prof. Dr. Adnan KAYA

Prof. Dr. Özlem COŞKUN

Assoc. Prof. Dr. Övünç POLAT

Assoc. Prof. Dr. Serdar GÜNDOĞDU



ÖNSÖZ

Bu tez fikrinin ortaya çıkışından tamamlanmasına kadar geçen süreçte, bilgi ve deneyimlerini paylaşarak yolumu aydınlatan ve bu zorlu süreçte desteğini esirgemeyen danışman hocam Prof. Dr. Süleyman Bilgin'e öncelikle teşekkürü borç biliyorum.

Akademik kariyer yolunda bilgi ve deneyimleriyle yolumu aydınlatan ve her zaman ilham veren, duruşu ve bilgisini örnek aldığım, doktora sürecimde her daim yanımda olan, çalışmamın deneysel süreçlerini yürüttüğüm İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi bünyesindeki Akıllı Fabrika Sistemleri Uygulama ve Araştırma Merkezi(AFSUAM) ve Biyomedikal Test Kalibrasyon Uygulama ve Araştırma Merkezi kapılarını sonuna kadar açan ve desteğini her an omzumda hissettiğim değerli hocam ve abim Prof. Dr. Adnan Kaya'ya sonsuz saygı ve teşekkürlerimi sunuyorum. Çalışmamın deneysel kısımlarında İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Biyomedikal Test Kalibrasyon Uygulama ve Araştırma Merkezi'nde desteğini esirgemeyen ve çalışmanın en kritik ölçümlerinin alınma aşamasında yanımda olan Öğr. Gör. Dilek Kaya'ya sonsuz sevgi ve teşekkürlerimi sunuyorum.

Çalışmanın en kritik aşamalarında desteğini esirgemeyen ve tezin mekanik kısmında bilgisiyle yanımda olan Antalya Bilim Üniversitesi öğretim üyesi, değerli arkadaşım Dr. Öğr. Üyesi Kayra Kurşun'a teşekkürlerimi ve sevgilerimi sunuyorum.

Ve teşekkürün en büyüğünü hak eden, akademik yolculuğumun en başından beri yanımda olan ve bu yola birlikte baş koyduğumuz, belki de akademisyen olacağıma kendimden önce inanan ve beni de inandıran sevgili eşim Ayşe Ak'a sonsuz sevgi ve minnet duygularımı iletiyorum. Ve bu doktora tezini kendisine ithaf ediyorum.

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ.....	vii
AKADEMİK BEYAN	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR	xii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	xiv
ÇİZELGELER DİZİNİ	xviii
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK TARAMASI	3
3. MATERYAL VE METOT	9
3.1. Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı ve Bileşenleri	9
3.1.1. Mikrodenetleyici Tabanlı Kontrol Kartı.....	9
3.1.2. İvme Ölçer Sensörü	10
3.1.3. Titreşim Sağlayan DC motor.....	11
3.2. Meme Fantom Modellerinin Oluşturulması	12
3.3. Veri Setinin Oluşturulması	14
3.4. Yürütücü Denklemler	17
3.5. Sonlu Elemanlar Analizi (FEM).....	19
3.6. Zaman Alanı Analiz Yöntemleri	21
3.6.1. Medyan ve Maksimum Frekans.....	21
3.6.2. RMS (Karekök Ortalama).....	22
3.6.3. Standart Sapma (STD).....	22
3.6.4. Skewness ve Kurtosis	22
3.7. Frekans Alanı Analiz Yöntemleri.....	23
3.7.1. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD)	23
3.7.2. Welch Periodogram	23
3.7.3. Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD).....	23
3.7.4. Hilbert Huang Dönüşümü (HHD)	24
3.7.5. Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA)	25
3.8. Özellik Seçiminde Kullanılan Yöntemler	25
3.8.1. Ki-Kare Yöntemi	25

3.8.2. Fisher Skor (F-Skor) Yöntemi	26
3.9. Sınıflandırma Algoritmaları	26
3.9.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)	27
3.9.2. Destek Vektör Makinesi (DVM)	27
3.9.3. Navie Bayes Sınıflandırıcı (NB).....	28
3.9.4. K-En Yakın Komşuluk (KNN).....	28
3.9.5. Lojistik Regresyon (LR).....	28
3.9.6. Karar Ağacı (DT).....	28
3.9.7. Adaboost Algoritması.....	29
4. BULGULAR.....	30
4.1. Rezonans Frekansının Bulunması	30
4.2. Zaman Alanı Analizleri (İstatistiksel Yöntemler)	32
4.2.1. RMS Değeri Analizleri	34
4.2.2. Standart Sapma (STD) Analizleri	35
4.2.3. Skewness Analizleri.....	36
4.2.4. Kurtosis Analizleri.....	37
4.2.5. Medyan Analizleri	38
4.3. Frekans Alanı Analizleri	39
4.3.1. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) Analizleri	39
4.3.2. Welch Analizleri	40
4.3.3. Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) Analizleri	42
4.3.4. Hilbert Huang Dönüşümü (HHD) Analizleri	48
4.3.5. Ampirik Kip Ayırıştırması (AKA) Analizleri	50
4.4. Zaman ve Frekans Analizlerinden Elde Edilen Özellik Çıkarımı	51
4.4.1. Ki-Kare Test Sonuçlarının 3. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	52
4.4.2. Ki-Kare Test Sonuçlarının 4. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	53
4.4.3. Ki-Kare Test Sonuçlarının 5. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	55
4.4.4. F-Skor Test Sonuçlarının 3. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	57
4.4.5. F-Skor Test Sonuçlarının 4. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	59
4.4.6. F-Skor Test Sonuçlarının 5. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi.....	61
4.5. Sınıflandırma Algoritmalarından Elde Edilen Başarı Ölçütleri	63
5. TARTIŞMA	70

6. SONUÇLAR	77
7. KAYNAKLAR	81
ÖZGEÇMİŞ	



AKADEMİK BEYAN

Doktora Tezi olarak sunduğum “Meme Tümörünün Erken Teşhisine Yönelik Titreşim Tabanlı Sistem Tasarımı” adlı bu çalışmanın, akademik kurallar ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını belirtir, bu tez çalışmasında bana ait olmayan tüm bilgilerin kaynağını gösterdiğimi beyan ederim.

03/06/2024

Mehmet Ümit AK



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

cm.	: Santimetre
db	: Desibel
f_s	: Örnekleme Frekansı
g.	: Kütleçekim İvmesi
gr	: Gram
GHz	: Giga Hertz
Hz	: Hertz
ml.	: Mililitre
mm.	: Milimetre
MHz	: Mega Hertz
V	: Volt

Kısaltmalar

ABUS	: Otomatik Meme Ultrasonu
AFD	: Ayrık Fourier Dönüşümü
DC	: Doğru Akım
DIET	: Dijital Görüntü Elasto Tomografi
DP	: Dalgacık Paket
DPD	: Dalgacık Paket Dönüşümü
DT	: Karar Ağacı
EKG	: Elektrokardiyogram
AKA	: Ampirik Kip Ayrıştırması
EMG	: Elektromiyogram
FEM	: Sonlu Elemanlar Yöntemi
HFD	: Hızlı Fourier Dönüşümü

F-Skor : Fisher Skor
HHD : Hilbert Huang Dönüşümü
HRV : Kalp Hızı Değişkenliği
IIR : Sonlu Darbe Cevabı
İMF : İçsel Mod Fonksiyonu
KNN : K-En Yakın Komşuluk
LR : Lojistik Regresyon
MEMs : Mikro Elektro-Mekanik Sistem
MLPNN: Çok Katmanlı Algısal Sinir Ağları
MRE : Manyetik Rezonans Elastografi
MRG : Manyetik Rezonans Görüntüleme
MWA : Mikrodalga Ablasyon
NB : Navie Bayes
PSD : Güç Spektral Yoğunluğu
PWM : Sinyal Genişlik Modülasyonu
RMS : Karekök Ortalama
STD : Standart Sapma
DVM : Destek Vektör Makinesi
US : Ultrason
WHO : Dünya Sağlık Örgütü)
YSA : Yapay Sinir Ağları

Tezde ondalık yazım kullanılmakta ve ondalık ayırıcı (“,”) virgüldür.

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Arduino Uno R3	9
Şekil 3.2. İvme Ölçer Sensörünün Temel Yapısı.....	10
Şekil 3.3. DC Titreşim Motorunun Teknik Özellikleri.....	11
Şekil 3.4. Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı Bileşenleri	11
Şekil 3.5. Tasarlanan Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı	12
Şekil 3.6. Meme Fantom Modelleri a) Sağlıklı (Tümörsüz) Meme Fantom Modeli; b) Tümörlü Meme Fantom Modeli.....	12
Şekil 3.7. Fantom Modeli Üretim Prosedürü	13
Şekil 3.8. Gerçekleştirilen Meme Fantom Modelleri a) Sağlıklı; b) Tümörlü; c) Tümörlü Fantom Modelin İç Kesit Görüntüsü.....	14
Şekil 3.9. Titreşim Uygulanan Nokta ve Ölçüm Alınacak Referans Noktalar	14
Şekil 3.10. Titreşim Tabanlı Sistem için Tasarlanmış Arayüz	15
Şekil 3.11. Ölçüm Prosedürlerine Ait Sistem Blok Şeması.....	16
Şekil 3.12. Meme Fantom Modeli Geometrisi	19
Şekil 3.13. Model Geometrisi Ağ Yapısı.....	20
Şekil 3.14. Titreşim Sinyallerinin Analiz Aşamasında Uygulanan Yöntemler	21
Şekil 3.15. Dalgacık Paket Ayrışım Ağacı	24
Şekil 3.16. Yapay Sinir Ağı Mimarisi	27
Şekil 3.17. Destek Vektörler	27
Şekil 3.18. k-En Yakın Komşuluk	28
Şekil 3.19. Karar Ağacı Sistematiği.....	29
Şekil 3.20. Adaboost Algoritması.....	29
Şekil 4.1. Örnek Bir Titreşim Sinyalinin a) Örnek Sayısı; b) Zaman Alanı Gösterimi .	30
Şekil 4.2. Fantom Modeller Üzerinden a) 100 Hz; b) 160 Hz; c) 200 Hz. Titreşim Uyarıtımı ile Elde Edilen Titreşim Sinyali Örnekleri ve Hızlı Fourier Dönüşümü Gösterimleri.....	30
Şekil 4.3. Fantom Meme Dokusu Sonlu Elemanlar Frekans Cevabı.....	31

Şekil 4.4. Fantom Meme Dokusunun a) 100 Hz; b) 164 Hz; c) 200 Hz’lik Uyarımlar Etkisinde Hacimsel Yer Değiştirme Genlikleri.....	31
Şekil 4.5. Örnek Bir Titreşim Sinyalinin a) Zaman Alanı ve Filtrelenmemiş Halinin Frekans Alanı Gösterimi; b) Zaman Alanı ve Filtrelenmiş Halinin Frekans Alanı Gösterimi.....	32
Şekil 4.6. 10 Numaralı Sinyalin a) Filtrelenmemiş; b) 10 Hz. IIR Filtre Uygulanmış Halinin Zaman ve Frekans Alanı Gösterimleri	33
Şekil 4.7. a) Filtrelenmemiş; b) Filtrelenmiş Örnek Bir Sinyal	33
Şekil 4.8. a) Filtrelenmemiş Sinyallerin RMS Analizi; b) Filtrelenmiş Sinyallerin RMS Analizi	34
Şekil 4.9. Sağlıklı ve Tümörlü Fantom Modellerden Alınan Titreşim Sinyallerinin RMS ve Mean Değerlerinin Dağılım Grafiği	35
Şekil 4.10. Standart Sapma Değerleri Boxplot Gösterimi a) Filtrelenmemiş Sinyallerin STD Analizi; b) Filtrelenmiş Sinyallerin STD Analizi	36
Şekil 4.11. Skewness Değerleri Boxplot Gösterimi a) Filtrelenmemiş Sinyallerin Skewness Analizi; b) Filtrelenmiş Sinyallerin Skewness Analizi	37
Şekil 4.12. Kurtosis Değerleri Boxplot Gösterimi a) Filtrelenmemiş Sinyallerin Kurtosis Analizi; b) Filtrelenmiş Sinyallerin Kurtosis Analizi	38
Şekil 4.13. Medyan Değerleri Boxplot Gösterimi a) Filtrelenmemiş Sinyallerin Medyan Analizi; b) Filtrelenmiş Sinyallerin Medyan Analizi.....	39
Şekil 4.14. 110 Numaralı Sinyalin a) Zaman Gösterimi; b) HFD Gösterimi.....	40
Şekil 4.15. a) Sağlıklı; b) Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin HFD Gösterimi	40
Şekil 4.16. 110 Numaralı Sinyalin a) Zaman Gösterimi; b) Welch Analizi Gösterimi..	41
Şekil 4.17. a) Sağlıklı; b) Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin Welch Gösterimi.....	41
Şekil 4.18. 110 numaralı Sinyalin a) Zaman Gösterimi; b) HFD Gösterimi; c) Welch Gösterimi.....	42
Şekil 4.19. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 3. Seviye DPD Analizi	43
Şekil 4.20. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 3. Seviye DPD Analizi	44

Şekil 4.21. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 4. Seviye DPD Analizi	45
Şekil 4.22. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 4. Seviye DPD Analizi	46
Şekil 4.23. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 5. Seviye DPD Analizi	47
Şekil 4.24. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 5. Seviye DPD Analizi	48
Şekil 4.25. 111 Numaralı Sinyalin a) Zaman Gösterimi; b) HHD analizi	48
Şekil 4.26. a) Sağlıklı; b) Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin HHD Gösterimi	49
Şekil 4.27. 111 numaralı sinyalin a) Zaman Gösterimi; b) HFD Analizi; c) Welch Analizi; d) HHD Analizi	49
Şekil 4.28. 6 Seviyeye Kadar Gerçekleştirilen İMF Analizi a) 0. Seviye İmf; b) 1. Seviye İmf; c) 2. Seviye İmf; d) 3. Seviye İmf; e) 4. Seviye İmf; f) 5. Seviye İmf.....	50
Şekil 4.29. 7. Seviyeden 10 Seviyeye Kadar Gerçekleştirilen İMF Analizi a) 6. Seviye İmf; b) 7. Seviye İmf; c) 8. Seviye İmf; d) 9. Seviye İmf	51
Şekil 4.30. 3. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları	52
Şekil 4.31. 3. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları a) 25 Numaralı Özellik; b) 18 Numaralı Özellik; c) 19 Numaralı Özellik; d) 26 Numaralı Özellik; e) 21 Numaralı Özellik.....	53
Şekil 4.32. 4. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları	54
Şekil 4.33. 4. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları a) 36 Numaralı Özellik; b) 23 Numaralı Özellik; c) 24 Numaralı Özellik; d) 22 Numaralı Özellik; e) 39 Numaralı Özellik.....	55
Şekil 4.34. 5. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları	56
Şekil 4.35. 5. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları a) 59 Numaralı Özellik; b) 58 Numaralı Özellik; c) 33 Numaralı Özellik; d) 35 Numaralı Özellik; e) 34 Numaralı Özellik.....	57
Şekil 4.36. 3. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları	58

Şekil 4.37. 3. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları a) 25 Numaralı Özellik; b) 26 Numaralı Özellik; c) 18 Numaralı Özellik; d) 19 Numaralı Özellik.....	59
Şekil 4.38. 4. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları	60
Şekil 4.39. 4. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları a) 36 Numaralı Özellik; b) 35 Numaralı Özellik; c) 22 Numaralı Özellik; d) 39 Numaralı Özellik; e) 23 Numaralı Özellik.....	61
Şekil 4.40. 5. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları	62
Şekil 4.41. 4. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları a) 59 Numaralı Özellik; b) 57 Numaralı Özellik; c) 58 Numaralı Özellik; d) 31 Numaralı Özellik; e) 32 Numaralı Özellik.....	63
Şekil 4.42. Tüm Sınıflandırma Algoritmalarıyla Elde Edilen Doğruluk Tablosu	65
Şekil 4.43. Adaboost Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları	66
Şekil 4.44. MLPNN Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları.....	67
Şekil 4.45. Lojistik Regresyon Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları	67
Şekil 4.46. DVM Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları	68
Şekil 4.47. KNN Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları	68

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Arduino Uno R3 ve ADXL345 İvmeölçer Sensörü Bağlantı Pinleri	10
Çizelge 3.2. Farklı Ölçüm Noktalarından Alınan Ölçüm Sayıları ile Ölçüm Alınan Fantom Modeller ve Titreşim Motoru Frekansları.....	16
Çizelge 4.1. RMS Değerleri.....	34
Çizelge 4.2. Standart Sapma Değerleri	35
Çizelge 4.3. Skewness Değerleri	36
Çizelge 4.4. Kurtosis Değerleri.....	37
Çizelge 4.5. Medyan Değerleri	38
Çizelge 4.6. İstatistiksel Yöntemlerle Elde Edilen Tüm Sonuçlar.....	39
Çizelge 4.7. 3. Seviyeye Kadar Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri..	42
Çizelge 4.8. 4. Seviyede Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri.....	44
Çizelge 4.9. 5. Seviyede Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri.....	46
Çizelge 4.10. Ki-Kare Testine Göre 3. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	52
Çizelge 4.11. Ki-Kare Testine Göre 4. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	54
Çizelge 4.12. Ki-Kare Testine Göre 5. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	56
Çizelge 4.13. F-Skor Testine Göre 3. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	58
Çizelge 4.14. F-Skor Testine Göre 4. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	60
Çizelge 4.15. F-Skor Testine Göre 5. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler.....	62
Çizelge 4.16. Özellik Bazlı Sınıflandırma Doğruluk Oranları	64

1. GİRİŞ

Meme kanseri, anormal meme hücrelerinin kontrolden çıkıp tümör oluşturduğu bir hastalıktır. Kontrol edilmezse tümörler vücuda yayılabilir ve ölümcül olabilir. Bu hastalık, dünyada kadınlar arasında en sık görülen hastalıklardan biri olarak kabul edilmektedir. Dünya Sağlık Örgütü (World Health Organisation, WHO) verilerine göre, 2022 yılında dünya genelinde 670.000 kişinin ölümüne bu hastalık neden olmuştur. Ayrıca tüm meme kanserlerinin yaklaşık yarısı, cinsiyet ve yaş dışında herhangi bir spesifik risk faktörü olmayan kadınlarda görüldüğü bildirilmiştir. 2022 yılında 185 ülkeden 157'sinde kadınlarda en sık görülen kanser türü olduğu belirtilmektedir (WHO 2024). Meme kanseri dünya çapında milyonlarca insanı etkileyen karmaşık ve yaygın bir sağlık sorunu olmaya devam etmektedir. Her yıl 10 yeni kanser teşhisinin 1'inden fazlasının görüldüğü bu hastalık, kadınlarda en sık görülen kanser olmasının yanı sıra, bu hastalığın görüldüğü kişilerin yaklaşık 0,5% ile 1%'inin de erkek hastalar olduğu bilinmektedir. Buna ek olarak ilgili hastalığın görüldüğü en yaygın demografik grubun 50-69 yaş arası kadınlar olduğu görülmektedir. Kanada, Amerika Birleşik Devletleri ve birkaç Avrupa ülkesi, meme kanserinin daha yaygın olduğu yüksek gelirli, gelişmiş ülkelere örnek verilebilir.

Meme hücreleri, meme tümörlerinin ilk geliştiği yerdir ve kanserli tümör olarak bilinen bir kanser hücresi topluluğu, yakındaki dokuya yayılıp onu yok etme kapasitesine sahiptir. Meme hücreleri zaman zaman büyümelerini veya normal şekilde davranmalarını engelleyen değişikliklere uğramaktadır. Kanserli olmayan meme rahatsızlıkları atipik hiperplazi ve kistler bu değişikliklerden kaynaklanmaktadır. Ayrıca intraduktal papillomlar gibi iyi huylu tümörlere de neden olmaktadır (Obeagu vd. 2024). Meme tümörleri birçok iç ve dış faktörün sonucu olarak gelişmekte ve ortaya çıkmaktadır. Kötü yaşam tarzı seçimleri, çevresel faktörler ve sosyal-psikolojik faktörlerin tümü bunun ortaya çıkmasıyla bağlantılıdır. Meme tümörlerinin 5% ile 10%'unun genetik mutasyonlar ve aile geçmişi, 20% ile 30%'unun ise değiştirilebilen faktörlere bağlanabileceği gösterilmiştir (Obeagu vd. 2024) Ayrıca kadınların meme kanserine yakalanma olasılığının erkeklerden daha fazla olmasının, kadınlardaki östrojen ve progesteron hormonlarından kaynaklandığı belirtilmektedir. Bazı meme kanserlerinin büyümesine bu hormonlar, özellikle de meme kanseriyle bağlantılı olan östrojenin yardımcı olduğu görülmüştür. Kadınlarda meme kanseri gelişimi için risk faktörleri incelendiğinde, daha önce meme kanseri geçirmiş kadınlarda meme kanserinin tekrarlama riskinin yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca kişinin bir veya daha fazla yakın akrabasında meme kanserinin bulunması, hastalığın ailede mevcut olduğunu göstermekte ve hastalığa yakalanma riskini artırmaktadır. (Buist vd. 2018). Meme tümörlerinin 5-10%'nun genetik mutasyonlardan kaynaklandığı bilinmektedir. Normal insan fizyolojisi, meme kanseri genleri olan BRCA1 ve BRCA2'yi içermektedir. Kanser hücrelerinin büyümesinin düzenlenmesindeki rollerinin bir sonucu olarak, bu genler tümör baskılayıcılar olarak bilinmektedir. BRCA1 veya BRCA2 gen mutasyonları, kanser gelişimini düzenleme yeteneklerini kaybetmelerine neden olabilmektedir ve yaklaşık 500 kişiden 1'inde bu durum yaşanmaktadır. (Liv vd. 2021).

Meme tümörüne sahip hastalara erken evrelerde teşhis konulduğunda 99%'luk hayatta kalma oranı elde edilmektedir ve bu vakaların yaklaşık 64%'ünü oluşturmaktadır. Bu noktada, ilgili tümörlerin erken teşhisinin hayati önemi ortaya çıkmaktadır. Günümüzde meme tümörlerinin tespiti için X-ray mamografi, manyetik

rezonans görüntüleme (MRG), ultrason vs. gibi yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemler meme tümörlerinin tespitini sağlamanın yanında bazı dezavantajlara sahiptirler. Örneğin X-ray mamografi yönteminde kullanılan X ışınları, kanserojen etkiye sahip olduğundan sık kullanılması sakıncalı olmaktadır. MRG yönteminde ise vücuda yüksek şiddette manyetik alan uygulanmasından dolayı dezavantajı bulunmaktadır. Ultrason yönteminde ses dalgaları kullanılmaktadır ancak özellikle tümörün derinde olduğu durumlarda yüksek çözünürlüklü görüntüleme imkânı vermemektedir (Özmen 2021). Gerçekleştirilen doktora tez çalışması kapsamında, meme tümörünün erken teşhisine yönelik olarak, literatürdeki alternatif yöntemlere göre vücuda zararı olmayan, non-invaziv, ekonomik ve bu hastalığın sebep olduğu can kayıplarını azaltıcı etkisinin olabileceği bir yöntem sunulması amaçlanmıştır.



2. KAYNAK TARAMASI

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik titreşim tabanlı sistem tasarımı çalışması kapsamında, bu hastalığın erken teşhisinin hayati önem arz ettiği ve farklı yöntemlerle meme tümörlerinin teşhisinin gerçekleştirildiği bilinmektedir. Bu bağlamda literatürdeki çalışmalar incelendiğinde meme tümörünün teşhisine yönelik alternatif yöntemler olduğu görülmüştür. Genellikle görüntü tabanlı ele alınan bu yöntemlerden biri elastografi yöntemidir. Bu yöntem, normal ve anormal insan dokularının elastik özelliklerini görüntülemek, karakterize etmek ve dokular arasındaki elastik özelliklerin farklılıklarını tanımlayan bir görüntüleme yöntemidir (Zhou vd. 2017). Buradaki temel olgu; tümörlü meme dokusu, sağlıklı meme dokusundan 400-1000% daha sert olduğudur (Samani vd. 2008). Elastografi yöntemi 3 aşamada gerçekleştirilmektedir; Dokuya mekanik uyarım uygulamak, doku yanıtını görüntülemek ve tanı için ölçülen yanıtın mekanik parametreleri hesaplamak. Mevcut başarılı elastografi yöntemleri arasında manyetik rezonans elastografi (MRE), ultrason elastografi ve dijital görüntü elasto-tomografi (DIET) bulunmaktadır. Dijital Görüntü Elasto-tomografisi (DIET), insan dokusunun elastik özelliklerini ölçmek için yeni bir elastografik yaklaşımdır. DIET sisteminde, meme hacminde kararlı durum, düşük genlikli sinüzoidal mekanik hareket indüklenmektedir. Halka şeklinde düzenlenmiş kameralar, tam bir titreşim döngüsü boyunca sinüs dalgasında (her 36 derecede bir) 10 noktada meme yüzeyinin 2-Boyutlu görüntülerini yakalamaktadır. Yeniden yapılandırma algoritması, her bir referans noktasının yüzey yer değiştirmesini ölçmek için 3-Boyutlu model oluşturmak için ardışık 2-Boyutlu görüntü setlerini kullanmaktadır (Zhou vd. 2018). Berchoff vd. yaptıkları çalışmada, geçici elastografi yöntemini kullanılarak meme tümörü tespiti için ilk in vivo deneyleri sunmuşlardır (Berchoff vd. 2003). Bu yöntem, yumuşak dokulardaki sert lezyonların tespiti ve nicel haritalaması için geliştirilmiştir. Vücut yüzeyinde bulunan titreşimli bir sistem tarafından üretilen çok düşük frekanslı kesme dalgalarının (~ 60 Hz) yumuşak dokular içinde yayılmasını takip etmişlerdir. Meme lezyonları olan 15 kadın üzerinde in vivo deneyler yapılmıştır. Mekanik bir vibratöre bağlı olan ultrason (US) görüntüleme dönüştürücüsünün yüzeyi tarafından kesme dalgaları üretilmiştir. Ve elde edilen sonuçlar meme lezyonu tespiti için geçici elastografi tekniğinin klinik uygulanabilirliğini göstermektedir. Fitzjohn vd. (2018) yaptıkları diğer bir çalışmada; Dijital Görüntü Elasto Tomografi (DIET) sisteminde meme kanseri teşhisi için eşdeğer viskoz sönümlemeyi belirlemek için bir yöntem geliştirilmiştir. DIET sistemi kullanılarak 4 hastaya ait 7 memenin (4 kanserli ve 3 sağlıklı) meme yüzeyindeki 14.000'den fazla referans noktasının yer değiştirme verileri alınmıştır. Elde edilen sonuçlar, DIET sisteminin meme tümörü teşhisi için viskoz sönümlemeyi belirleme potansiyelini göstermektedir.

Literatürdeki diğer çalışmalar incelendiğinde, ultrason tabanlı görüntüleme yöntemleri kullanılarak meme lezyonlarının tespiti ve sınıflandırılmasının mümkün olduğu görülmüştür (Hasan ve Sharmin 2019). Farklı çözünürlüğüne sahip meme ultrasonlarının, meme anormalliklerinin değerlendirilmesi için çok etkili bir tanı yöntemi olarak kabul edilmektedir. Zhang vd. (2021) yaptıkları çalışmada, otomatik meme ultrasonunda (ABUS) derin öğrenme yöntemi kullanılarak tümör tespitine yönelik bir çalışma yapmışlardır. Sonuç olarak 64 farklı cilt üzerinde yapılan çalışmada, derin öğrenme yöntemlerinden Bayesian YOLOv4'ün daha etkili sonuç verdiğini görmüşlerdir. Murayama vd. (2008) yaptığı çalışmada meme tümörünün teşhisinde

farklı bir metot kullandıklarını göstermiştir. Bu çalışmada, meme kanserinin saptanmasında haptik sensör teknolojisini kullanarak meme sertliğinin incelenmesi için yeni bir cihaz geliştirmişlerdir. Bu cihaz, meme içindeki haptik bilgiyi görselleştirmek için tasarlanmış 64 elemanlı dokunsal sensör dizisinden oluşmaktadır. Bu sistem, yeni dokunsal prob kullanılarak 20 mm'den daha az derinliklerde bulunan 10 mm'den büyük meme kanseri lezyonlarının sertliğinin tespit edilebileceğini göstermiştir.

Meme tümörlerinin tespit ve analiz yöntemlerinden biri de termal görüntülemedir. Bu yöntem, termal kamera yardımıyla memedeki termal özelliklerin anormal davranışlarını tespit etmek için uygulanan bir tekniktir (Kennedy vd. 2009; Ng 2008). Ayyıldız (2021) yaptığı tez çalışmasında, meme içerisine tümör taklidi için ısı kaynağı (dirençler) ekleyerek yapay organ tasarımı yapmış ve fantomlar sayesinde meme tümörü karakterizasyonu in-vitro ortamda taklit etmiştir. Bu çalışma sonucunda tümör bölgesinde sıcaklık artışı olduğu, fantom ve simülasyon tabanlı sonuçların birbiriyle uyumlu olduğu gözlemlenmiş ve sonuç olarak meme tümörlerinin tanısında, termografinin kullanılabilir bir yöntem olduğunu göstermiştir.

Meme tümörlerinin görüntülenmesinde kullanılan alternatif bir görüntüleme yöntemi de mikrodalga görüntüleme tekniğidir. Bu teknik, normal ve tümörlü dokuların dielektrik özelliklerinin farklılığından doğan, yansıyan veya saçılan dalgaları kullanmaktadır (Conceição vd. 2016). Özmen (2021) doktora tez çalışmasında mikrodalga görüntüleme tekniği kullanarak meme tümörünün tespiti amacıyla, istenen özelliklere uygun Vivaldi ve zıt kutuplu Vivaldi olmak üzere iki farklı anten tasarımı gerçekleştirmiş ve antenlerin performansı bant genişliği, ışıma örüntüsü, kazanç, yönlülük ve grup gecikmesi gibi parametrelerle analiz etmiştir. Tasarlanan antenler, mikrodalga görüntüleme sisteminde sensör olarak kullanılmış ve elde edilen sonuçlar bu yöntemin meme kanserinin tespitinde kullanılabileceğini göstermiştir. Benzer bir çalışmada ise Murat vd. (2021), 300 MHz bant genişliğine sahip 2.45 GHz'de çalışan mikrodalga ablasyon (MWA) sisteminin bir parçası olarak yansıtıcı tip mikrodalga aplikatörü olarak adlandırılan radyasyon performansı geliştirilmiş yeni bir aplikatör önermişlerdir. Mikrodalga aplikatörünün tasarım prensibi, tümörlü doku içindeki yakın alan enerji konsantrasyonu için metalik dairesel reflektör ile yüklenmiş koaksiyel iletim hattı beslemeli dielektrik yapısal oluşumuna dayanmaktadır ve başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.

Yapılan doktora tez çalışmasında, literatür araştırmalarında da görüldüğü gibi insan dokularının farklı özellikler gösterdiği ve bu farklılıkları yorumlamak için insan dokularından kaydedilen titreşim sinyallerinin çeşitli hastalık türlerinin tespitinde yardımcı olabileceği bilgisinden yola çıkılmıştır. Coyte vd. (2015) yaptıkları çalışmada, tüm vücut titreşim analizi gerçekleştirerek, simülasyon tekniklerini araştırmışlardır. Yaptıkları bu çalışma, titreşimlere karşı biyodinamik insan oturma tepkisinin modellenmesine ilişkin son çalışmalar da dahil olmak üzere çeşitli konularda literatürün bir incelemesi olarak sunulmuştur. Bu çalışmanın yanı sıra, titreşim kaynaklarının farklı insan dokuları üzerindeki etkilerini açıkladığı çalışmalar da literatürde mevcuttur (Peter vd. 2013; Zhi-Fei vd. 2009; Yanxi ve Qingxia 2010; Kitamura 2012). Amar vd. (2010), insan vücuduna uygulanan titreşimlere karşı, dokuların sönümleme özelliklerini araştırmıştır. Yaptıkları çalışmanın temel amacı; insan dokularının sönümleme özelliklerini, dokuların yay ve sönüm sabitlerini ortaya çıkarmak olmuştur. İlgili başka bir çalışmada da yine benzer şekilde insan dokularının sönümleme özelliklerini tahmin

eden, dokulara ait yay ve sönümlleme modelleri geliştirilmiştir (Alkhaledi 2010). Literatürde yer alan benzer diğer çalışmalar incelendiğinde, titreşim kaynaklarının farklı insan dokuları üzerindeki farklı etki gösterdiklerini açıklamanın mümkün olduğu görülmüştür (Coyte vd. 2015; Kitamura 2012). Bunun yanında, Torvinen vd. (2002) yaptıkları çalışmada sabit frekansta bir titreşim kaynağının insan dokusuna uygulanmasıyla elde edilen titreşim sinyallerinin daha iyi bilgi sağlayabileceğini belirtmişlerdir. Ak vd. (2020) yaptıkları çalışmada, sabit frekanslı uyartım oluşturan bir DC titreşim motoruna eşit uzaklıklarda belirlenen insan yüzü üzerindeki 9 farklı noktadan alınan titreşim sinyallerini analiz etmişlerdir. Bunun sonucunda, alın ve yanak bölgelerinde farklı frekans sönümlmesi tespit etmişler ve sert- yumuşak dokuların farklı sönümlleme etkisiyle, farklı frekanslı sinyallerin görüldüğü sonucuna ulaşmışlardır.

Literatürdeki meme tümörünün teşhisine yönelik çalışmalar ve titreşim sinyallerinin analiziyle ilgili çalışmalar incelendiğinde sabit frekanslı bir titreşim kaynağı ile uyartımı yapılan fantom modellerin yumuşaklık ve sertlik yorumuna yönelik bir çalışma olmadığı görülmüştür (Saroğlu vd. 2024). Ayrıca meme tümörünün teşhisinde kullanılan diğer yöntemler değerlendirildiğinde, bu yöntemlerin insan vücuduna zararlı etkiler ortaya çıkardığı açıktır. Bu sebeple insan vücuduna zarar vermeyen ve uygun maliyetli bir yöntem geliştirme ihtiyacı doğmaktadır (Valero vd. 2021). Bu noktadan hareketle, sabit frekansta titreşim uyarımı veren bir titreşim motoru, MEMs (Mikro Elektro-Mekanik Sistem) yapıda ivme ölçer sensörü ve mikrodenetleyici tabanlı elektronik karttan oluşan bir sistem tasarlanması amaçlanmıştır. MEMs yapıdaki ivme ölçerler, tıp ve biyomekanik alanlarında özellikle hastalık teşhisi üzerine gerçekleştirilen çalışmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Nez vd. 2016). Bu sensörler, biyolojik olarak uyumlu malzemelere sahip olması ve bu nedenle insan vücudunun bölümlerine kolayca bağlanabilmesi ve ilgili vücut bölümlerinden veri alabilmesi nedeniyle son yıllarda popülerlik kazanmıştır. Ayrıca, bu sensörler yardımıyla hastanın semptomlarını tahmin etmek için yüksek hassasiyet sağlanarak, klinik ölçüm veya teşhis aşamalarında avantaj sağlanabilmektedir (Preeti vd. 2019). Literatürde ivme ölçer sensörlerinin kullanıldığı çalışmalar incelendiğinde (Nez vd. 2016; Preeti vd. 2019), bu sensörler kullanılarak ölçülen titreşim sinyallerinin, nazal polipler ve uyku apnesi gibi bozuklukların teşhisine yardımcı olduğu görülmüştür (Morillo vd. 2010; Orun 2017).

Gerçekleştirilen çalışma kapsamında, meme dokularındaki tümörlerin tespitinde Sonlu Elemanlar Yöntemi (FEM) kullanılarak titreşimin modal analizi araştırılmıştır. Sonlu Elemanlar Yöntemi (FEM) kullanan modal analiz, yapı mekaniğinde serbest titreşim sırasında bir nesnenin veya yapının doğal mod şekillerini ve frekanslarını bulmak için kullanılmaktadır. FEM, rastgele şekillerde nesneleri işleyebildiği için bu analiz için yaygın olarak kullanılır. Modal analiz, dinamik kuvvetlere maruz kaldığında bir yapının nasıl titreşeceğini anlamak için kullanılan etkili bir yöntemdir ve bir nesnenin doğal titreşim modlarını ve frekanslarını bulmak için kullanılmaktadır. Modal analizin sonuçları, dinamik olarak yüklenen yapıların boyutlandırılması ve değerlendirilmesi için gereklidir. Ayrıca, bir yapının dinamik kuvvetlere tepkisinin değerlendirilmesi ve sayısal modellerin doğrulanması gibi çeşitli mühendislik uygulamalarında çok önemlidir. Bu yöntem ile çeşitli giriş frekansları üzerinden görüntülenen hareket verilerini kullanarak modal parametreleri tahmin etmek amacıyla memenin her bölgesi için ayrı modal analiz gerçekleştirilmektedir. Ayrıca bu yöntemle,

tümörün konumunu gösterebilecek bir frekans kayması olasılığını değerlendirmek için istatistiksel yöntemler değerlendirilmektedir. Literatürdeki araştırmalarda bu yöntemin ikinci doğal frekansın, tümör benzeri kapanımlar için yaklaşık konum sağlama potansiyeline sahip güvenilir bir ölçüm olarak tanımlandığı görülmektedir (Feng vd. 2010). Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, sonlu elemanlar yöntemiyle gerçekleştirilen uygun ağ şekline sahip modal analizin, dijital mammogramlarda belirsiz alanların tespitinde etkili bir yöntem olarak tanımlandığı görülmektedir. (Farahnakian vd. 2015). Özellikle sonlu eleman yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen modal analiz, silikon fantomlarındaki tümörlerin varlığının göstergesi olabilecek daha sert kalıntıları tanımlamak için kullanıldığı da görülmektedir (Zhou vd. 2018). Miura vd. 2019 yılında gerçekleştirdikleri çalışmada, titreşim analizi esnasında derin tümörlerdeki frekans farklılıklarını vurgulamanın tümör tiplerinin ayırt edilmesine olanak sağladığını ve iyi – kötü huylu tümörler arasında ayırmanın yapılmasına olanak sağladığını göstermişlerdir (Miura vd. 2019).

Gerçekleştirilen çalışmada, sabit bir frekansta titreşim uyarıtı veren DC titreşim motoru, MEMs ivme ölçer sensörü ve mikrodenetleyici tabanlı kontrol kartından oluşan bir titreşim ölçer cihazı geliştirilmiştir. Ardından laboratuvar ortamında gerçekleştirilmiş olan meme fantom modellerine, sabit frekanslı titreşim uyarıtı verilerek, ivme ölçer sensörleri yardımı ile belirlenen referans noktalardan ölçülen titreşim sinyalleri kaydedilmiştir. Fantom modellerin oluşturulması, meme ve tümör dokularının modellenmesiyle gerçekleştirilmiştir. Bu modellerin mümkün olduğunca gerçekçi olabilmesi için normal homojen meme ve tümör modeli için iki farklı doku taklit eden model oluşturulmuştur. Laboratuvar ortamında oluşturulan meme fantom modelleri, tümörsüz ve farklı tümör boyutlarını içerecek şekilde tasarlanmıştır. Mekanik, elektriksel ve termal özellikleriyle insan dokusunu taklit eden bu modeller, sağlıklı (tümör içermeyen) ve farklı tümör boyutlarını içerecek şekilde oluşturulmuştur (Poompavai ve Sree 2018). İvme ölçer sensörü yardımıyla fantom modeller üzerinden ölçülen titreşim sinyalleri, mikrodenetleyici tabanlı kontrol kartı üzerinden USB protokolü ile bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Aktarılan titreşim sinyalleri, oluşturulan grafik ara yüz yazılımı ile kaydedilerek, veri tabanı elde edilmiştir. Veri tabanındaki titreşim sinyalleri öncelikle ön işlemeden geçirilerek, ardından Phyton ortamında geliştirilen yazılım ile sinyal işleme yöntemleri uygulanmıştır. Burada titreşim sinyallerinin zaman, frekans, zaman-frekans analizleri gerçekleştirilerek öznelikleri çıkarılmış ve bu özneliklerin sınıflandırma algoritmaları yardımıyla analizi gerçekleştirilmiştir.

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı ile ölçülen ve veri tabanına kaydedilen titreşim sinyallerinin analizinde ilk aşamada titreşim sinyallerinin zaman alanı analizleri gerçekleştirilmiştir. Ak vd. (2020) yaptıkları çalışmada, yüz üzerinden elde ettikleri titreşim sinyallerinin medyan ve maksimum frekans analizleri sayesinde, ilgili bölgelerdeki dokuların yumuşaklık-sertlik yorumlarını gerçekleştirebilmişlerdir. Benzer bir çalışmada ise elektromiyografi sinyallerinin analizinde medyan ve maksimum frekans yöntemini kullanılmış ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir (Phinyomark vd. 2012). Literatürdeki titreşim sinyallerinin zaman alanı analizleriyle ilgili çalışmalar incelendiğinde, derleme bir çalışmada titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinde RMS, standart sapma, skewness ve kurtosis yöntemlerinin kullanıldığı ve veri setindeki titreşim sinyallerini ayırt etmede etkili birer yöntem olabileceği

görülmüştür (Kumar ve Manjunath 2017). Ayrıca Altaf vd. (2022) titreşim sinyallerini kullanarak rulman arıza teşhisine yönelik istatistiksel özelliklere dayalı yaklaşım çalışmasında; farklı titreşim sinyallerine ait standart sapma, RMS, ortalama, skewness ve kurtosis yöntemleriyle elde ettikleri değerler sayesinde arızalı ve arızalı olmayan titreşim sinyallerinin ayrımını ortaya koymuşlardır (Altaf vd. 2022).

Gerçekleştirilen çalışmada titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinin ardından, frekans alanı analizleri gerçekleştirilmiştir. Titreşim sinyallerinin frekans alanı analizleriyle ilgili literatürde sıkça rastlanılan Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD), Welch, Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD), Hilbert Huang Dönüşümü (HHD) ve Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA) yöntemlerinden faydalanılmıştır. Bilgin vd. (2009) kalp hızı değişkenliği (HRV) sinyallerinin frekans bandına ayrıştırılması sorunu için dalgacık dönüşümünün etkili bir çözüm olduğunu söylemişlerdir. Ayrıca Çetin vd. (2019) dalgacık dönüşümü ile insanların dinamik yürüme sinyallerini analiz etmişlerdir. Bu çalışmada sinyallerin enerji yoğunluk oranını ve frekans bantlarının baskınlık oranlarını belirlemişlerdir. Dalgacık dönüşümü analizi kullanılarak, meme fantom modelleri üzerinden ölçülen titreşim sinyallerinden elde edilen kritik özelliklerin, sınıflandırma yöntemlerinin girdileri olarak kullanılması amaçlanmıştır. Bu noktada, yapay sinir ağlarının (YSA) gerçek zamanlı sinyalleri sınıflandırmak için yaygın yöntemler arasında olduğu bilinmektedir (Bilgin ve Akın 2018). Literatürdeki benzer çalışmalar incelendiğinde sınıflandırma yöntemleri olarak; çok katmanlı algısal sinir ağları (MLPNN), destek vektör makinesi (DVM) ve karar ağacı (DT) kullanıldığı ve doğruluk oranlarının değerlendirildiği görülmüştür (Craik vd. 2019). Messner vd. (2020), gerçekleştirdikleri çalışmalarında ise akciğer ses kayıtlarından çıkardıkları özniteliklerle, ikili sınıflandırma için farklı derin sinir ağı mimarilerini karşılaştırmışlar ve yüksek doğruluk oranı elde etmişlerdir.

Titreşim sinyallerinin analizinde kullanılan yöntemlerden biri de Hilbert Huang Dönüşümü (HHD)'dür. HHD, zaman-frekans alanlarındaki durağan olmayan ve periyodik olmayan sinyalleri analiz etmek için özellikle etkilidir. Literatürde HHD kullanılarak titreşim sinyallerinin analizinin çeşitli alanlarda uygulandığı görülmüştür. Kemik sağlığı değerlendirmesi alanında, kemik dokusundan üretilen foto akustik (PA) sinyalleri analiz etmek için HHD tabanlı yöntem kullanılmıştır ve kemik mikro yapısının ve mineral yoğunluğunun karakterizasyonuna izin verdiği tespit edilmiştir (Liv vd. 2022). HHD, artan kesme derinliğinin neden olduğu titreşimi analiz etmek, gevezelik tanımlanmasını ve sinyal işleme sürecinin izlenmesini sağlamak için uygulanmıştır (Susanto vd. 2020). Lin ve Zhu, 2012 yılında yaptıkları çalışmada, HHD'ye dayalı zaman-frekans analizinin elektroensefalogram, elektrokardiyogram sinyalleri, elektrogastrogram kayıtları ve konuşma sinyalleri gibi biyomedikal sinyallere uygulanmasını tartışmışlardır. Bu çalışmada, EEG sinyalleri üzerinden beyin aktivite özelliği çıkarımı, EKG sinyalleri üzerindeki gürültü giderme ve EKG sinyallerinin analizi gibi işlemleri HHD tabanlı zaman-frekans analizi yardımıyla gerçekleştirmişlerdir (Liu ve Zhu 2012). Benzer bir çalışmada, fizyolojik sinyallerden duygu tanıma için Hilbert Huang Dönüşümü (HHD) yöntemini temel alan bir özellik çıkarma tekniği sunulmuştur. Analiz için elektrokardiyogram (EKG), elektromiyogram (EMG), cilt iletkenliği ve solunum değişiklikleri gibi dört tür fizyolojik sinyal kullanılmıştır. Her sinyal, HHD'nin anahtar parçası olan Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA) tarafından sonlu bir AM-FM mono bileşenleri kümesine ayrıştırılmıştır.

İlgilenilen bilgi bileşenleri daha sonra bir sonraki sınıflandırma aşaması için özellik vektörleri oluşturulmak üzere birleştirilmiştir. Ayrıca destek vektör makineleri (DVM) kullanılarak sınıflandırma yapılmaktadır. Sınıflandırma puanları, HHD tabanlı yöntemlerin geleneksel istatistiksel tekniklerden daha iyi performans gösterdiğini ve duygu tanımda fizyolojik sinyallerin hem analizi hem de tanınması için umut verici bir çerçeve sağladığını göstermektedir (Zong ve Chetouani 2009).

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik tasarlanan sistem kapsamında, öncelikle mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının gerçekleştirilmesi planlanmıştır. Bu cihaz, ivme ölçer sensörü, mikrodenetleyici tabanlı kontrol kartı ve sabit frekansta titreşim uygulayabilen titreşim motorundan oluşmaktadır. Cihazın tasarlanmasının ardından laboratuvar ortamında, sağlıklı yani tümör içermeyen ve tümör içeren meme fantom modelleri oluşturulmuştur. Tümör içeren meme fantom modelleri, farklı boyutlu ve rastgele konumlanmış tümörler taklit edilerek modellenmiş ve ölçümler için hazır hale getirilmiştir. Ardından, meme fantom modellerine uygulanan 100-160 ve 200 Hz.'lik sabit frekanslı titreşimler, uyartım sağlayacak bir doğru akım (DC) titreşim motoru ile oluşturulmuştur. Ayrıca, ivme ölçer sensörünü içeren mikrodenetleyici tabanlı donanım vasıtasıyla fantom modeller üzerinde belirlenen referans noktalardan titreşim sinyalleri ölçülmüştür. Ölçülen bu titreşim sinyalleri, bilgisayar ara yüzü yardımıyla kaydedilerek veri tabanı elde edilmiştir. Elde edilen veri tabanının analizi Python ortamında gerçekleştirilen ön işleme aşamasının ardından sinyal işleme metotları ve makine öğrenmesi algoritmalarından faydalanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu sayede fantom modeller üzerindeki baskın frekans bantları ve bu bantların doğruluk oranları belirlenmiştir. Böylece, tasarlanmış olan mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının, sağlıklı ve tümörlü meme dokularının sertlik ve yumuşaklığı hakkında bilgi vereceği gözlemlenmeye çalışılmıştır. Son olarak, meme dokularının sertlik ve yumuşaklık yorumunun sağlıklı veya tümörlü doku olup olmadığıyla ilgili bilgi verip vermediği araştırılmıştır.

Tasarlanan bu sistemin, meme tümörünün erken teşhisine yönelik diğer yöntemlere göre insan vücuduna zarar vermeyen, vücut içine herhangi bir girişim gerektirmeyen, portatif ve ekonomik bir yöntem olması, ayrıca Sağlık Bakanlığı'nın gündeminde olan mobil kanser tarama araçlarında kullanılabilir olması ve bu hastalık için en önemli parametre olan erken teşhisin sağlanması amaçlanmaktadır.

3. MATERYAL VE METOT

3.1. Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı ve Bileşenleri

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik tasarlanan titreşim tabanlı sistem kapsamında, öncelikle mikrodenetleyici tabanlı bir titreşim ölçer cihazı tasarlanmıştır. Bu cihaz, ivme ölçer sensörü, mikrodenetleyici tabanlı kontrol kartı ve titreşim sağlayan DC motordan oluşmaktadır. Tasarlanan mikrodenetleyici tabanlı sistemin bileşenleri sırasıyla şu şekildedir:

- Arduino Uno R3
- ADXL345 İvmeölçer Sensörü
- DC Titreşim Motoru Modülü
- SD kart Modülü ve SD Kart

3.1.1. Mikrodenetleyici Tabanlı Kontrol Kartı

Bu çalışmada kullanılan Arduino Uno R3 modelinin örnek bir görüntüsü Şekil 3.1’de belirtilmiştir (Çakır vd. 2021). ATmega 328 tabanlı bir mikroişlemciye sahip olan geliştirme kartının üzerinde, 14 adet dijital giriş/çıkış ve 6 analog giriş bulunmaktadır. 16 MHz kristal osilatöre, USB bağlantısına, güç bağlantısına, ICSP bağlantısına ve reset tuşuna sahiptir. Kartın çalışabilmesi için harici bir güç kaynağı ya da bilgisayarın USB portu ile enerji verilmesi gerekmektedir.

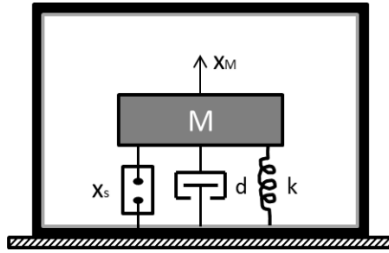


Şekil 3.1. Arduino Uno R3

MEMs teknolojisi tabanlı sensörler günümüzde birçok alanda ve özellikle biyomedikal uygulamalarında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. MEMs tabanlı ADXL345 ivmeölçer sensörü, ± 16 g'ye kadar 13 bit çözünürlüklü ölçüm yapabilen 3 eksenli ivmeölçerdir. Düşük güç tüketimiyle birlikte yüksek hassasiyet sağlamasının yanı sıra, I²C ve SPI gibi dijital iletişim protokollerini desteklemektedir. $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ veya $\pm 16g$ gibi farklı ivme ölçüm aralıklarında çalışmaktadır (Hasibuzzaman 2020). Çalışma kapsamında, ADXL345 sensöründen alınan veriler Arduino Uno R3 tarafından I²C haberleşmesiyle okunmuştur.

3.1.2. İvme Ölçer Sensörü

MEMs teknolojisinin gelişmesiyle önemi her geçen gün artan sensörlerdendir (Oral vd. 2019). Bu sensörler, cisimlerin hareketleri esnasında ivmelerini doğrudan ölçer ve bunu elektrik sinyallerine dönüştürürler. Temel olarak belirli bir kütleye sahip olan bir cismin sensör muhafazasının tabanına bir yay ile sabitlenmesi ve ivmelenme sırasında kütlenin pozisyonundaki değişimin algılanması prensibine dayanır (Yavuz 2012). Şekil 3.2’de bir ivme ölçer sensörünün temel yapısı gösterilmiştir. Burada; X_M kütlenin yer değiştirmesi, X_S potansiyometredeki yer değiştirme, d salınımı engelleyen piston, k ise yaydır (Ghosh 2009).



Şekil 3.2. İvme Ölçer Sensörünün Temel Yapısı (Ghosh 2009)

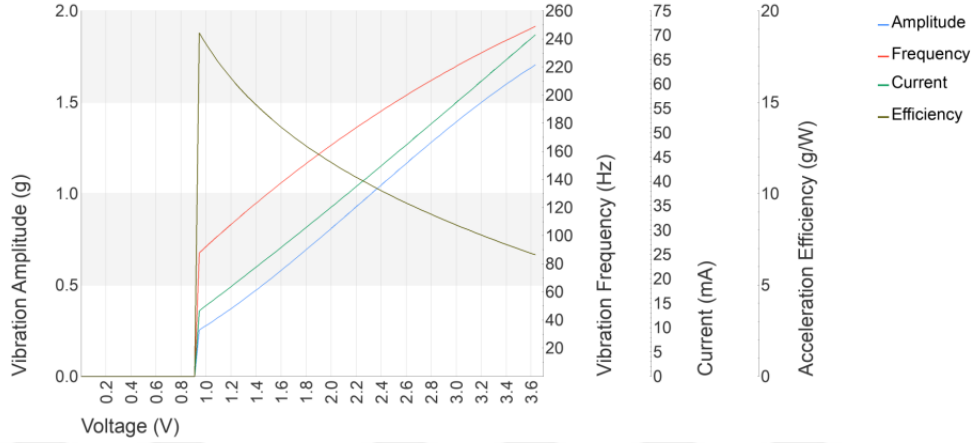
Tasarlanan mikrodenetleyici tabanlı sistem için, düşük güç tüketimine sahip, 3 eksenli açısal bilgileri alıp kullanabileceğimiz ADXL345 ivme ölçer sensörü kullanılmıştır. İvme ölçer sensörü ile I²C hattı üzerinden ve SPI hattı üzerinden çıkış alınabilmektedir. Ayrıca bu sensör, $\pm 16g$ 'lık bir algılama alanına ve 2V ile 3.6V arası besleme gerilimine ve -40 ile +85 derece arası optimum çalışma aralığına sahiptir (Er ve Tan, 2020). ADXL345 ivmeölçer sensörüyle 0,1 Hz. ile 3200 Hz. arasında örnekleme yapabilmektedir. İvme ölçer sensörü olarak kullanılan ADXL345 sensörünün, biyomedikal uygulamalarda yaygın olarak kullanıldığı ve titreşim algılama tabanlı sağlık uygulamalarında da kullanım alanı bulunduğu bilinmektedir (Valero vd. 2021). Sensör içerisinde mevcut olan anti-aliasing filtre sayesinde alınan titreşim sinyallerine ön filtreleme uygulanmaktadır. İvmeölçer sensörünün, Arduino Uno R3 ile bağlantı pinleri Çizelge 3.1’de gösterilmiştir.

Çizelge 3.1. Arduino Uno R3 ve ADXL345 İvmeölçer Sensörü Bağlantı Pinleri

Arduino Uno R3	ADXL345 İvmeölçer Sensörü
5 V	VCC
GND	GND
Analog A4	SDA
Analog A5	SCL

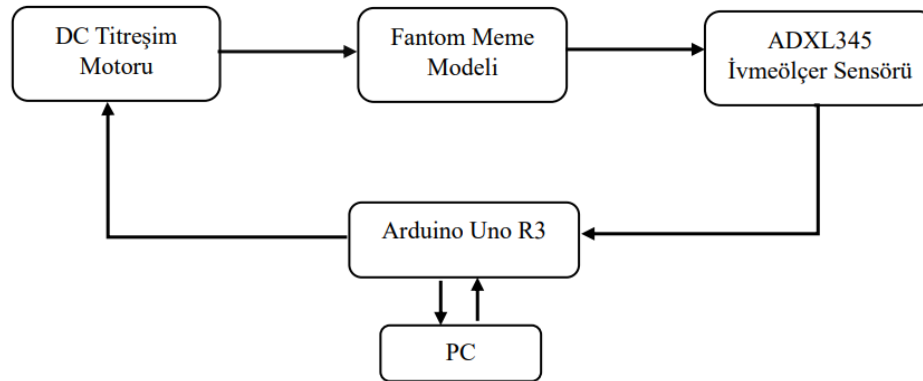
3.1.3. Titreşim Sağlayan DC motor

Titreşim tabanlı sistem kapsamında, sabit frekansta titreşim uyarıtımı sağlayan DC titreşim motoru kullanılmıştır ve teknik özellikleri Şekil 3.3'te gösterilmiştir.



Şekil 3.3. DC Titreşim Motorunun Teknik Özellikleri (Vibration Motor Datasheet 2022)

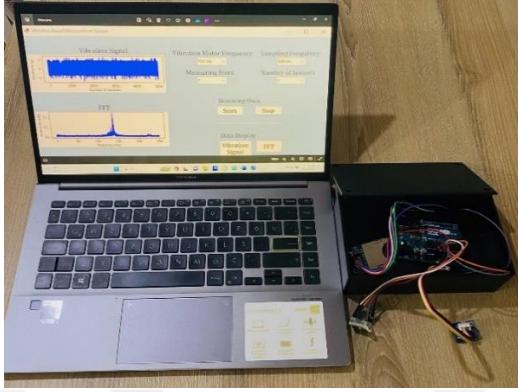
Çalışma kapsamında kullanılan titreşim motorunun, 10×3 mm boyutundaki DC titreşim motorudur (Vibration Motor Datasheet 2022). Titreşim motorunun çalışma gerilimi 2.5 ile 4.0 V DC aralığında, çalışma sıcaklığı ise -10°C ile $+60^{\circ}\text{C}$ aralığındadır. Titreşim uyarıtım motorunun frekansı, insan vücuduna uygulanabilir frekans aralığı olan 20-200 Hz. aralığında (Coyte vd. 2015; Ak vd. 2020) yer alacak şekilde belirlenmiştir. Bu frekans değeri, gerçekleştirilen ölçümler öncesinde laboratuvar ortamında ölçülerek kalibre edilmiştir ve ilgili aralıktaki frekanslardan optimum olanı tespit edilmeye çalışılmıştır. Titreşim motorunun frekansına bağlı olarak örnekleme frekansı da Nyquist Teoremi (Shannon 1949) doğrultusunda güncellenmiş ve ölçümler elde edilmiştir. Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazına ait bileşenler ve sistem şeması Şekil 3.4'te gösterilmiştir.



Şekil 3.4. Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı Bileşenleri

Tasarlanan bu mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının ardından, sistem konfigürasyonu gerçekleştirilmiş, farklı frekanslarda çalışabilmesi için gerekli PWM

ayarları yapılmış ve ölçümler için hazır hale getirilmiştir. Sonraki aşamada ise, bu cihaz yardımıyla ölçümlerin gerçekleştirileceği meme fantom modellerin oluşturulması aşamasına geçilmiştir. Şekil 3.5'te ise tasarlanan ve ölçümlerin alındığı bu cihaza ait görüntü verilmiştir.



Şekil 3.5. Tasarlanan Mikrodenetleyici Tabanlı Titreşim Ölçer Cihazı

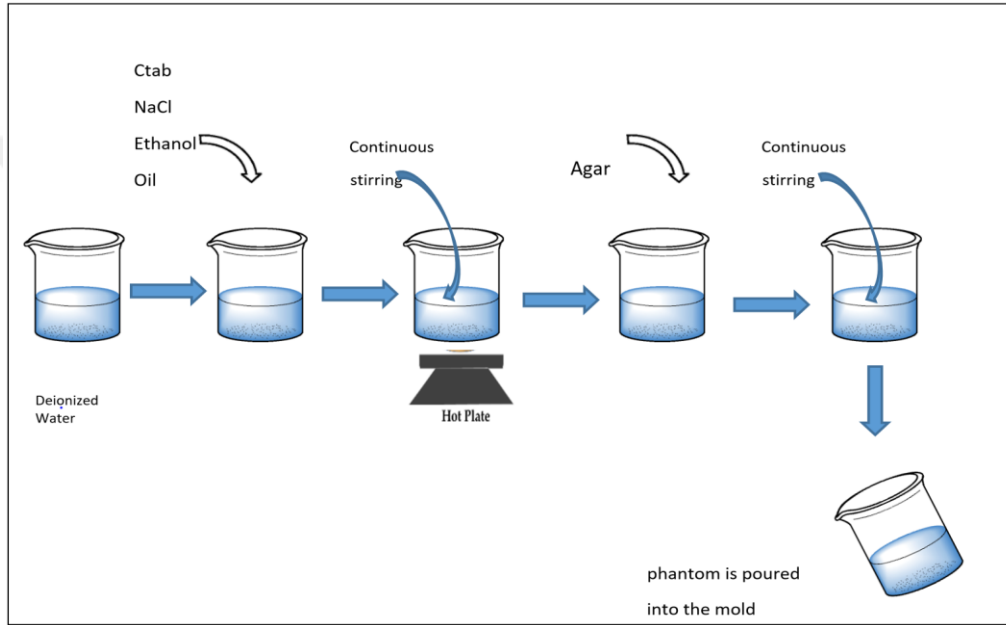
3.2. Meme Fantom Modellerinin Oluşturulması

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarlanmasının ardından, çalışma kapsamında İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Biyomedikal Test Kalibrasyon Uygulama ve Araştırma Merkezi laboratuvarında, biyolojik dokuya en yakın 3-Boyutlu meme fantom modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller sağlıklı yani tümör içermeyen ve tümör içeren meme fantom modelleri olacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Amaçlanan mekanik, elektriksel ve termal özelliklere sahip doku taklit eden fantom karışım formülleri için literatürdeki çalışmalar referans alınmıştır (Poompavai ve Sree 2018; Chen ve Shih 2013). Poompavai ve Sree (2018) yılında yaptıkları çalışmada, fantomların mümkün olduğunca gerçekçi olması için normal homojen meme, katmanlı meme fantomu ve tümör modeli için farklı doku taklit eden model yapılmıştır. Modellerin yapımı esnasında propilen glikol, yağ ve damıtılmış su kullanmışlar ve belirli bir formül çerçevesinde karışımı elde ederek meme dokusunu taklit eden dokular elde etmişlerdir. Benzer bir diğer çalışmada, Miyakawa vd. (2009) meme fantom modelini tümörlü ve tümörsüz olacak şekilde oluşturmuşlar ve gerekli olan geçirgenlik, elektriksel iletkenlik, yoğunluk, ısı kapasitesi ve termal iletkenlik parametrelerini belirtmişlerdir. Gerçekleştirilen çalışmada, literatürdeki bu çalışmalar referans alınarak Şekil 3.6'da örneği verilen meme fantom modellerine benzer şekilde modeller oluşturulmuştur.



Şekil 3.6. Meme Fantom Modelleri **a)** Sağlıklı (Tümörsüz) Meme Fantom Modeli; **b)** Tümörlü Meme Fantom Modeli (Al-Omairi 2019)

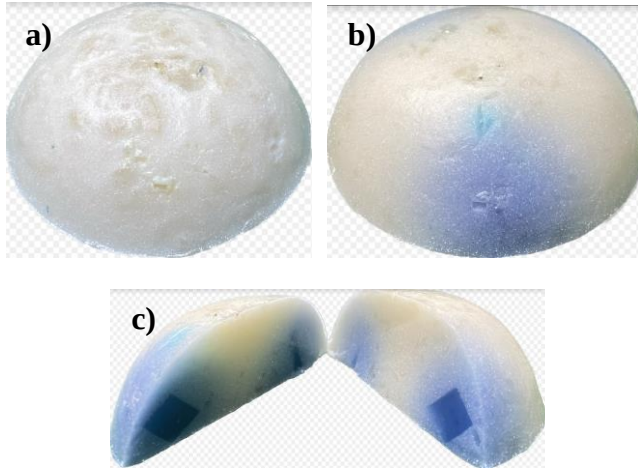
Fantom model dokuları gerçek meme dokuları ile benzer dielektrik özellikler göstermektedirler. Ayrıca bir diğer önemli konu ise tümör dokusu örneğinin hazırlanmasıdır. Bu dokular da meme dokularına benzer işlemlerle hazırlanmıştır. Fantom doku modellerinde deri, yağ ve tümör gibi insan dokularının, dağıtıcı dielektrik özelliklerini doğru bir şekilde taklit etme yeteneğine sahip jelatin bazlı yağ bazlı doku taklit eden malzemelerle çalışma yapılmıştır. Modelleme iki aşamada gerçekleştirilmiştir. Öncelikle tümör modellemesi için 10 ml distile su, 6 ml etanol, 0,1 gr. NaCl, 0,15 gr. agar karıştırılarak tümör fantom dokuları oluşturulmuştur. Tümörün yerleştirileceği doku modellemesi için de 10 ml yağ, 200 ml distile su, 100 ml Ctab ve 15 gr. agar karıştırılarak tümör fantom dokusunun üzerine dökülmüştür. Fantom modellerinin üretim prosedürü Şekil 3.7’de gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Fantom Modeli Üretim Prosedürü

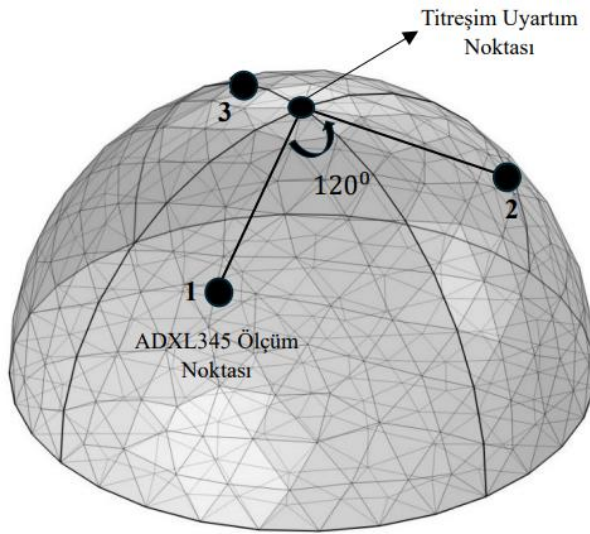
İlgili prosedürler ve literatürdeki benzer çalışmalar referans alınarak elde edilen sağlıklı ve tümörlü meme fantom modellerine ait görüntüler Şekil 3.8’de gösterilmiştir. Bu modeller aynı zamanda üzerine titreşim uyarımı verilerek titreşim sinyalleri ölçümlerinin alındığı modellerdir. Şekil 3.8a’da ölçüm alınan sağlıklı meme fantom modeli, Şekil 3.8b’de tümörlü fantom modeli ve Şekil 3.8c’de ölçüm alınan tümörlü fantom modelinin iç kesit görüntüsü verilmiştir.

Fantom modellerin oluşturulmasının ardından, bu modeller üzerinde belirlenen ve Şekil 3.9’da görüldüğü gibi, birbirlerine 120^0 açı mesafesinde ve merkezdeki titreşim uyarım noktasına 3 cm. uzaklıktaki 3 adet referans noktası baz alınarak ölçümler elde edilmiştir. Tasarlanan mikrodnetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı ile Şekil 3.9’da belirtilmiş olan titreşim uyarım noktasına, sabit frekansta titreşim uyarımı uygulanarak, belirli mesafelerdeki 1, 2 ve 3 referans noktalarından MEMs yapıda ivme ölçer sensörü ile titreşim sinyalleri ölçülerek kaydedilmiştir.



Şekil 3.8. Gerçekleştirilen Meme Fantom Modelleri **a)** Sağlıklı; **b)** Tümörlü; **c)** Tümörlü Fantom Modelin İç Kesit Görüntüsü

Şekil 3.9’da görüleceği üzere, fantom model üzerinde titreşim uygulanan titreşim uyarım noktası ve ivmeölçer sensörü yardımıyla titreşim sinyallerinin ölçümünün alındığı referans noktaları detaylı olarak gösterilmiştir.

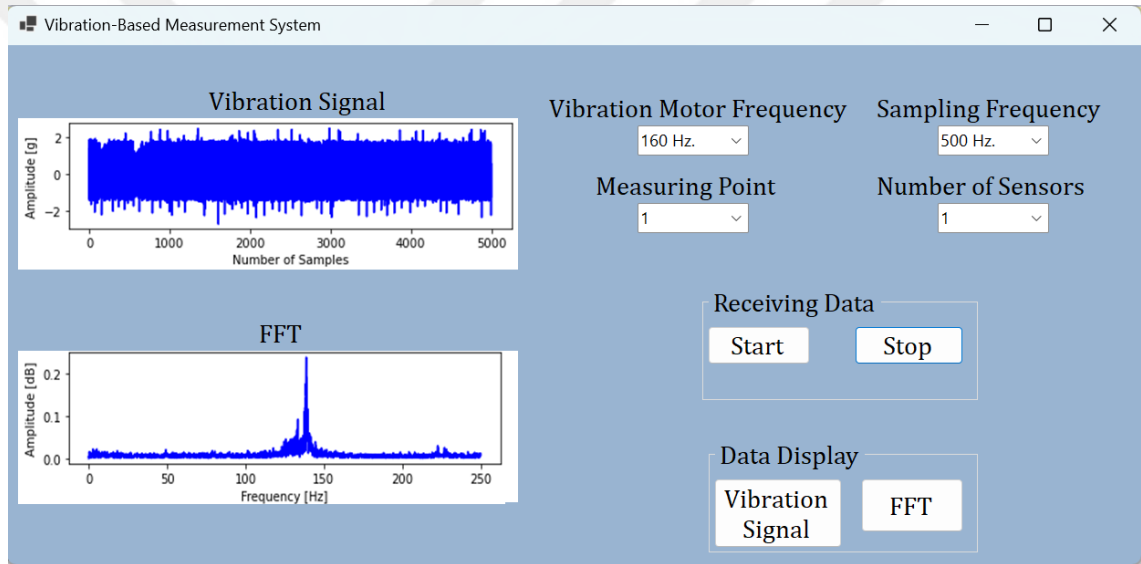


Şekil 3.9. Titreşim Uygulanan Nokta ve Ölçüm Alınacak Referans Noktalar

3.3. Veri Setinin Oluşturulması

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarlanması ve meme fantom modellerinin oluşturulmasının ardından, gerçekleştirilen doktora tezi çalışması kapsamında, çalışmanın en kritik aşamalarından olan veri seti oluşturulması aşamasına geçilmiştir. Tasarlanan titreşim ölçer cihazı ile ve meme fantom modelleri üzerinden ölçümlerin alındığı bu aşama, İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi bünyesindeki Akıllı Fabrika Sistemleri Uygulama ve Araştırma Merkezi (AFSUAM)’nde gerçekleştirilmiştir.

ADXL345 ivmeölçer sensörü ile Şekil 3.9’da belirtilen 1, 2 ve 3 ölçüm noktalarından ölçülen titreşim sinyalleri, C# ortamında tasarlanan bilgisayar ara yüzü sayesinde veri tabanına kaydedilmiştir. Titreşim uyarım motorunun frekansı, PWM ayarı yapılarak 100-200 Hz. aralığındaki frekanslarda denenmiştir. Maksimum titreşim uyarımı frekansı olan 200 Hz. ve literatürdeki benzer çalışmalarda belirlenen örnekleme frekansı değerleri göz önünde bulundurulduğundan, örnekleme frekansı 500 Hz. olarak belirlenmiştir. Ardından, titreşim uyarımı veren 10x3 mm ölçülerindeki doğru akım motor ünitesi ve bu üniteye sabit uzaklıkta bir algılayıcı modülden oluşan mikrodenetleyici tabanlı bu donanımın bilgisayar ile haberleşmesini sağlayan ve elde edilen sinyallerin analizinin gerçekleştirileceği bir arayüz tasarlanmıştır. Tasarlanan bu arayüz Şekil 3.10’da gösterilmiştir. Burada öncelikle titreşim motor frekansı seçimi ve ardından ölçüm noktası seçimi (1, 2 veya 3 olarak) yapılarak veri alımına başlanması ve durdurulması gerçekleştirilmiştir. Ardından alınan titreşim sinyali çizdirilerek, ön analiz gerçekleştirilmiştir. Bu sayede alınan bozuk veriler veri setine dahil edilmemiş ve ön eleme gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.10. Titreşim Tabanlı Sistem için Tasarlanmış Arayüz

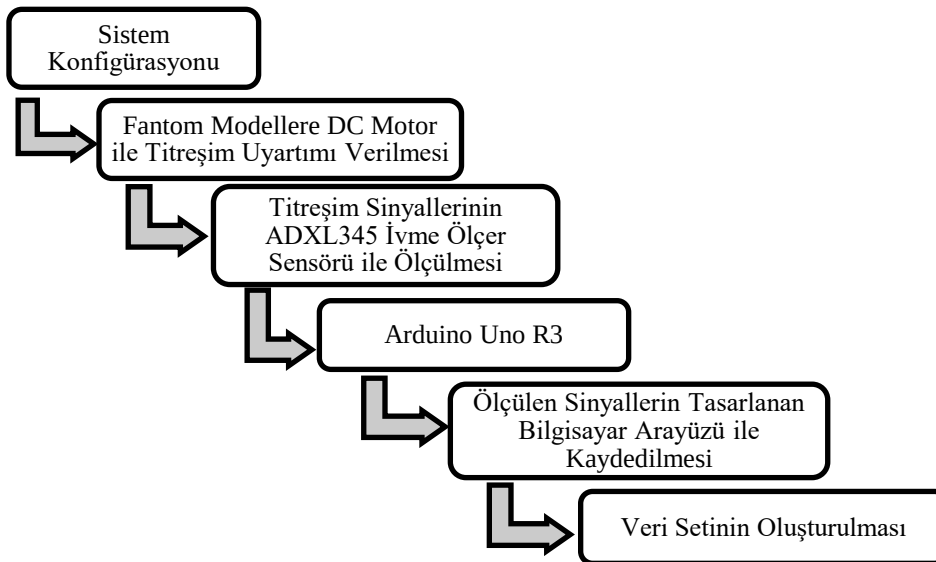
Titreşim motoru frekansının 100-160 ve 200 Hz.’lik farklı uyarımları gerçekleştirilerek, sağlıklı ve tümörlü fantom meme modelleri üzerindeki farklı ölçüm noktalarından alınan ölçüm sayıları Çizelge 3.2’de gösterilmiştir. Buna göre veri setinde toplamda 450 adet titreşim sinyali kaydedilmiştir.

Veri seti oluşturulması aşamasından sonra, veri setindeki titreşim sinyallerinin analiz kısmına geçilmeden önce, meme fantom modellerine ait Sonlu Elemanlar Analizi gerçekleştirilerek, meme fantom modellerinin rezonans frekansı belirlenmiştir. Bu sayede, titreşim sinyallerinin analizi için doğru frekans belirlenmesi ve analizlerin daha sağlıklı ilerlemesi amaçlanmıştır.

Çizelge 3.2. Farklı Ölçüm Noktalarından Alınan Ölçüm Sayıları ile Ölçüm Alınan Fantom Modeller ve Titreşim Motoru Frekansları

Titreşim Motoru Frekansı	Fantom Model	Ölçüm Noktası	Ölçüm Sayısı
100 Hz.	Sağlıklı	1	15 Adet
		2	15 Adet
		3	15 Adet
	Tümörlü	1	30 Adet
		2	30 Adet
		3	30 Adet
160 Hz.	Sağlıklı	1	20 Adet
		2	20 Adet
		3	20 Adet
	Tümörlü	1	40 Adet
		2	40 Adet
		3	40 Adet
200 Hz.	Sağlıklı	1	15 Adet
		2	15 Adet
		3	15 Adet
	Tümörlü	1	30 Adet
		2	30 Adet
		3	30 Adet
Toplam			450 Adet

Veri seti oluşturulması aşamasında gerçekleştirilen tüm adımlar ve ölçüm prosedürlerine ait sistem blok şeması Şekil 3.11’de gösterilmiştir.



Şekil 3.11. Ölçüm Prosedürlerine Ait Sistem Blok Şeması

3.4. Yürütücü Denklemler

Titreşim analizlerinde farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. Gerçek hayatta titreşim halinde olan sistemler için iki ana yaklaşım yapılabilmektedir. Bunlardan birincisi ayrık titreşim modelleri, ikincisi ise sürekli titreşim modelleri altında toplanmaktadır. Sürekli titreşim sistemleri cisimlerin titreşim davranışlarını daha yakın sonuçlarla tanımlayabilmekle birlikte matematiksel altyapı olarak daha karmaşık olup, çıkarılan denklemlerin çözümü de çok daha fazla bilgisayar gücü gerektirebilmektedir. Ayrık titreşim sistemleri ise cisimleri efektif kütlelere bölerek, tesir katsayılarını belirleyip bu kütlelerin titreşim cevaplarının belirlenmesine dayanmaktadır. Uygun kabuller ve sınır koşulları belirlenerek sistemlerin serbestlik dereceleri sınırlandırıldığında gerçek titreşim sonuçlarına yakın veriler elde edilmektedir. Bu metot özellikle sonlu elemanlar analizlerine uygun olduğundan yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu durumda 1 serbestlik dereceli zorlanmış sönümlü titreşim sistemi denklemi, Denklem (3.1)'deki gibidir:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = F\sin(\omega t) \quad (3.1)$$

Burada m cismin kütlesini, c cismin sönümleme katsayısını, k cismin yay sabitini, F uyartım kuvveti genliğini, ω uyartım kuvveti açısal frekansını göstermekte olup, $x, \dot{x}, \ddot{x}$ hareket parametreleridir ve sırasıyla yer değiştirme, hız ve ivmeyi temsil etmektedirler. Burada sistemin doğal frekansı $\omega_n = \sqrt{k/m}$, viskoz sönümleme faktörü $\zeta = c/2m\omega_n$ olarak tanımlanmaktadır. Bu bilgiler göz önünde bulundurulduğunda (3.1) denklemi, Denklem (3.2)'deki gibi şekillenir:

$$\ddot{x} + 2\zeta\omega_n\dot{x} + \omega_n^2x = \frac{F\sin(\omega t)}{m} \quad (3.2)$$

Bu ikinci mertebeden adi diferansiyel denklem olup, çözümü için özel çözüm ve tamamlayıcı çözüm önerisi gerektirmektedir. Burada tamamlayıcı çözümde az sönümlü koşul kabulü yapılmış olup ($\zeta < 1$), ψ doğal frekansın faz açısı olarak belirlendiğinde, çözüm önerisi aşağıdaki Denklem (3.3) gibidir:

$$x_c = Ae^{-\zeta\omega_n t} \sin[\omega_n(1 - \zeta^2)t + \psi] \quad (3.3)$$

Özel çözüm önerisinde ise X genlik değeridir ve ϕ ise uyartım kuvvetinin faz açısıdır (3.4):

$$x_p = X\sin(\omega t - \phi) \quad (3.4)$$

Denklem (3.4) ifadesi, (3.2) denkleminde yerine yazılır ve X için çözüm yapılırsa Denklem (3.5) ve Denklem (3.6) ifadeleri elde edilmektedir:

$$X = \frac{F/k}{\sqrt{(1 - (\omega/\omega_n)^2)^2 + (2\zeta\omega/\omega_n)^2}} \quad (3.5)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left[\frac{2\zeta\omega/\omega_n}{1 - (\omega/\omega_n)^2} \right] \quad (3.6)$$

Bu durumda final çözüm denklemi ise Denklem (3.7) ile verilmektedir:

$$x = Ae^{-\zeta\omega_n t} \sin[\omega_n(1 - \zeta^2)t + \psi)] + X \sin(\omega t - \phi) \quad (3.7)$$

Bu denklemlerde önemli bir nokta göze çarpmaktadır. Uyarım kuvveti frekansı ω sistemin doğal frekans ω_n 'e yakın ya da eşit değer almaya başladığında sistemin frekans cevabı genlik değerlerinde sonsuza ıraksama problemi olacaktır ve bu durumda sistemde rezonans frekansı etkileri görülecektir. 1 serbestlik dereceli sistemlerde rezonans frekansları tek bir değer alırken, çok serbestlik dereceli sistemlerde rezonans frekanslarının sayısı serbestlik derecesine bağlı olarak artacak ve sistemde mod şekilleri ve mod frekanslarının incelenmesi gerekecektir.

Verilen model 1 serbestlik dereceli ayırık titreşim sistemi için uygundur. Literatürde göğüs kanserini tespitinde bu yaklaşım kullanarak yapılan analizler bulunmaktadır (Feng vd. 2011; Summers vd. 2011). Ancak fantom göğüs dokusu için kullanılan yarım küre gibi geometriler, tek serbestlik derecesi ile temsil edilmeyecek kadar karmaşık frekans tepkileri vermektedir. Bu nedenle analizlerde daha yüksek serbestlik derecesi kullanılması tüm baskın mod frekanslarının bulunması için çok daha uygundur. Bu nedenle yürütücü denklemlerin tüm baskın mod frekanslarının bulunmasına olanak verecek şekilde genişletilmesi gerekmektedir. (3.1) ifadesi p . dereceden serbestlik derecesi ifadesini kapsayacak şekilde genişletilir ve hareket parametreleri genelleşmiş parametreler $(q, \dot{q}, \ddot{q})$ olarak değiştirilirse (3.8) ile verilen denklem takımları edilmektedir.

$$\begin{aligned} m_{11}\ddot{q}_1 + m_{12}\ddot{q}_2 + \dots + m_{1p}\ddot{q}_p + c_{11}\dot{q}_1 + c_{12}\dot{q}_2 + \dots + c_{1p}\dot{q}_p \\ + k_{11}q_1 + k_{12}q_2 + \dots + k_{1p}q_p = F_1(t) \\ m_{21}\ddot{q}_1 + m_{22}\ddot{q}_2 + \dots + m_{2p}\ddot{q}_p + c_{21}\dot{q}_1 + c_{22}\dot{q}_2 + \dots + c_{2p}\dot{q}_p \\ + k_{21}q_1 + k_{22}q_2 + \dots + k_{2p}q_p = F_2(t) \\ \dots \dots \dots \\ m_{p1}\ddot{q}_1 + m_{p2}\ddot{q}_2 + \dots + m_{pp}\ddot{q}_p + c_{p1}\dot{q}_1 + c_{p2}\dot{q}_2 + \dots + c_{pp}\dot{q}_p \\ + k_{p1}q_1 + k_{22}q_2 + \dots + k_{2p}q_p = F_p(t) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Bu denklem takımları matris formunda, Denklem (3.9) ile gösterilebilmektedir:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1p} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ m_{p1} & m_{p2} & \dots & m_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \\ \vdots \\ \ddot{q}_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1p} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ c_{p1} & c_{p2} & \dots & c_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \vdots \\ \dot{q}_p \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \dots & k_{1p} \\ k_{21} & k_{22} & \dots & k_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ k_{p1} & k_{p2} & \dots & k_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \\ \vdots \\ f_p(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.9)$$

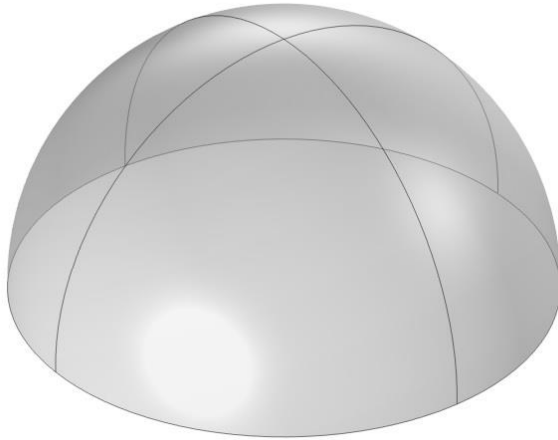
(3.9) tekrar düzenlenirse (3.10) ifadesindeki genel matris denklemi elde edilir.

$$M\ddot{q} + C\dot{q} + Kq = F(t) \quad (3.10)$$

Burada M kütle matrisi, C sönüm matrisi, K katılık matrisi ve F uyartım matrisi olarak adlandırılmaktadır. Bu tipteki çok serbestlik dereceli bir sistemin elle analitik olarak veya nümerik iteratif olarak çözülmesi oldukça zor ve karmaşık bir süreçtir. Bu nedenle çalışmada sonlu elemanlar analizi uygulanmış ve sistemin frekans cevabı elde edilmeye çalışılmıştır.

3.5. Sonlu Elemanlar Analizi (FEM)

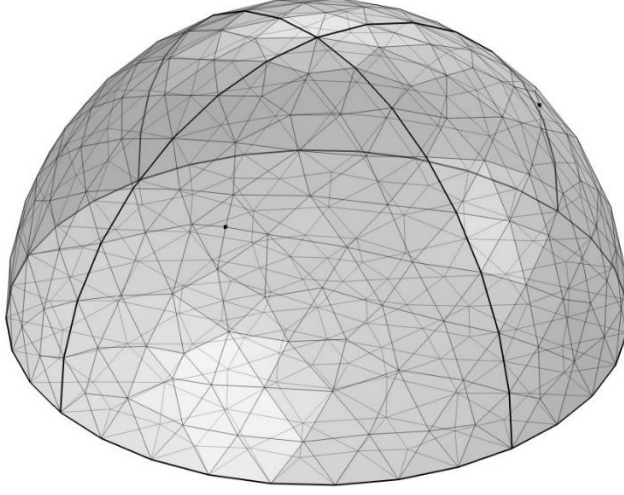
Meme dokusunun titreşim analizini Comsol Multiphysics programı üzerinde gerçekleştirebilmek için öncelikle model ağacına bir geometri tanımlanması gerekmiştir. Bu nedenle çalışmanın deneysel kısmında kullanılan sağlıklı doku boyutlarına uyumlu 5,5 cm yarıçaplı yarım küre oluşturulmuştur. Bu geometri üzerinde daha sonra uyartım ve sensör noktalarında kullanılmak üzere ilksel noktalar eklenmiştir. “ x, y, z ” prizmatik koordinatları geometrinin “derinlik, genişlik, yükseklik” parametreleri olarak kabul edilmiş, küre merkezi orijin kabul edilerek geometri tamamlanmıştır. Burada uyartım noktası koordinatı santimetre olarak ($x=0, y=0, z=5,5$), sensör noktaları koordinatları ise ($x=0, y=3,889, z=3,889$), ($x=-3,368, y=-1,945, z=3,889$) olarak belirlenmiştir. Geometriye üstten bakıldığında sensörler $z=3.889$ cm düzleminde bulunmaktadır ve bu noktaların birbirleri arasında ilgili düzlem üzerinde eşkenar bir üçgen oluşturması sağlanmıştır. Oluşturan geometri Şekil 3.12’de verilmiştir.



Şekil 3.12. Meme Fantom Modeli Geometrisi

Geometrinin tamamlanmasının ardından malzeme tanımlama işlemine geçilmiştir. Burada fantom dokunun Young Modülü 17.81 kPa , yoğunluğu 1035 kg/m^3 olarak alınmıştır (Chen vd. 2013). Fakat dokunun Poisson oranının değeri ile ilgili olarak farklı sonuçlar rapor edilmektedir. Dokunun neredeyse sıkıştırılmaz olduğu kabulü yapıp 0,3 ile 0,5 arasında farklı değerler literatürde mevcuttur (Al Abdi vd. 2020; Samani 2007; Teixeira vd. 2023; Griesenauer vd. 2017). Bu nedenle bu aralıktaki bir değer olarak çalışmada 0,47 değeri alınmıştır.

Comsol modelinde Fizik yaklaşımı olarak Katı Cisim Mekanikği seçilmiş, malzeme tam katı olarak değerdendirilmiştir. Katı cisim mekanikği analiz ağacı altında Lineer Elastik Malzeme davranışşı göstermektedir. Sınır şartı olarak fantom dokunun yapıştırdığı alt yüzeyine “fixed constraint” uygulanmıştır. Uyartım noktasındaki harmonik kuvvet noktasal yük olarak modellenmiştir ve z ekseninde -0.00075 N genliğinde değerd uygulanmıştır. Modelin ağ yapısı olarak serbest dörtyüzlü geometri seçilmiş ve boyut kontrolü fizik modeline bırakılmıştır (Şekil 3.13).



Şekil 3.13. Model Geometrisi Ağ Yapısı

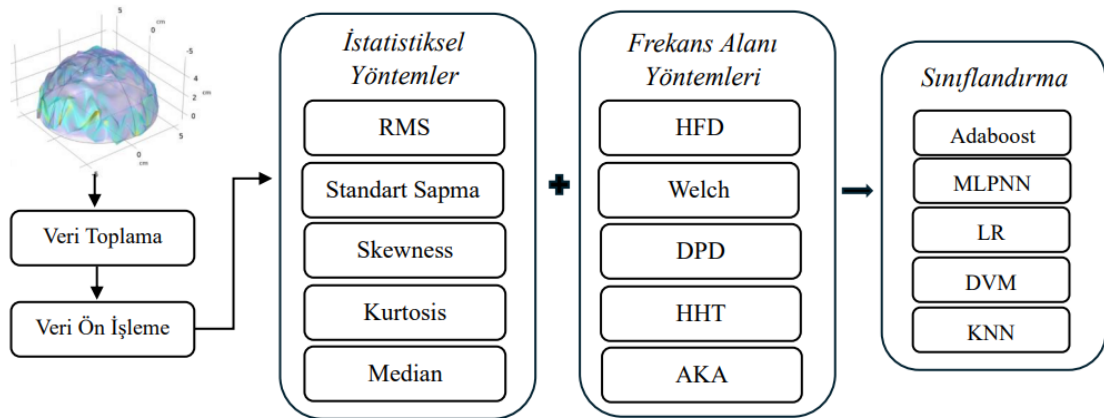
Modelin tamamlanmasının ardından çalışma yöntemi olarak frekans etki alanı seçilmiştir. Burada frekans aralığı 1-250 Hz. arasında 0,5 Hz. adımlı olarak belirlenmiştir. Frekans etki alanı denklemlerinin oluşturulmasının ardından, bu denklemler gelişmiş parametrik tam bağlaşımlı yöntemle çözdürülmüştür.

Bunların ardından 3 boyutlu deplasman grafikleri elde edilmiştir. Ayrıca geometrik model üzerinde tanımlanan ilkel noktalar ölçüm noktaları olarak tanımlanmış ve bu noktalar üzerinde belirlenen frekans aralığında hangi rezonans frekansının daha etkili olduğu tespit edilmiştir.

3.6. Zaman Alanı Analiz Yöntemleri

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik olarak gerçekleştirilen çalışma kapsamında, mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı ile meme fantom modelleri üzerinden alınan titreşim sinyalleriyle veri seti oluşturulması aşamasının ardından, meme fantom modellerine ait sonlu elemanlar analizi gerçekleştirilmiş ve meme fantom modellerinin rezonans frekanslarının tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bu aşamadan sonra ise, meme fantom modellerinin tüm noktalarında aynı etkiye sahip olan rezonans frekansı belirlenerek, analiz aşamasına geçilmiştir.

Şekil 3.14'te görüldüğü gibi, meme fantom modelleri üzerinden alınan titreşim sinyalleriyle elde edilen veri setinin veri toplama, veri ön işleme aşamalarının ardından zaman alanı analizleri ve frekans alanı analizlerinin gerçekleştirilmesi planlanmıştır. Zaman alanı analizleri kısmında, istatistiksel yöntemlerden RMS, Standart Sapma, Skewness ve Kurtosis ile Medyan analizleri gerçekleştirilmiştir. Bunun yanı sıra, frekans alanı analizleri de gerçekleştirilerek özellik çıkarımı aşaması tamamlanmış ve sınıflandırma aşamasına geçilmiştir.



Şekil 3.14. Titreşim Sinyallerinin Analiz Aşamasında Uygulanan Yöntemler

3.6.1. Medyan ve Maksimum Frekans

İlk olarak fantom modeller üzerinden ölçülen titreşim sinyallerinin medyan ve maksimum frekans analizleri gerçekleştirilmiştir. Medyan frekans, sinyalin frekans değerlerinin medyan (ortanca) değeri olarak tanımlanır. Sinyalin güç alanının 50%'si medyan frekansın altında ve sinyalin güç alanı değerlerinin 50%'si medyan frekansın üzerindedir. Kısaca, medyan frekans, toplam güç spektral alanını iki eşit parçasını böler ve böylece güç spektral analizini analiz etmek için basit bir yol sağlar (Tonner ve Bein 2006). Medyan frekans teorik olarak şu şekilde tanımlanır:

$$\text{Medyan Frekans} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m P_j \quad (3.11)$$

Burada P_j , sinyalin güç spektral yoğunluğu değerleri, m parametresi frekans vektörünün uzunluğunu açıklar. Maksimum frekans, en yüksek güç değerine karşılık gelen frekans büyüklük değeridir (Ak vd. 2020; Tonner ve Bein 2006; Chan vd. 2016).

3.6.2. RMS (Karekök Ortalama)

Zamana bağlı olarak ifade edilen herhangi bir $x(t)$ sinyali tarafından taşınan enerji içeriğini tanımlamak için kullanılan en yaygın ve anlamlı istatistiksel özellik RMS değeridir. Ayrık zamanlı bir sinyalin RMS değeri, sinyal değerlerinin karelerinin toplamının karekökü ile hesaplanır. Denklem (3.12)'de bu bağıntı gösterilmiştir. (Dinardo vd. 2018). RMS analizinin uygulanması ve sonuçlarının yorumu kolay olmasından dolayı önemli bir avantaja sahiptir. Ancak RMS analizi sinyalin genel karakteristiği hakkında bilgi vermemektedir. Çünkü RMS analizi sadece sinyalin genliği hakkında bilgi vermektedir.

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (3.12)$$

3.6.3. Standart Sapma (STD)

Bir sinyalin standart sapma değeri, sinyalin ölçümlerinin ortalama değerinden ne kadar sapma gösterdiğini ölçen istatistiksel bir ölçüdür. Standart sapma, bir veri setindeki değerlerin ne kadar dağıldığını gösterir. Standart sapma değeri s , ortalama değer x' ile gösterildiğinde, Denklem (3.13) ile standart sapma değeri elde edilir (Kruisz vd. 2021).

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - x')^2} \quad (3.13)$$

3.6.4. Skewness and Kurtosis

Bir sinyalin skewness (çarpıklık) ve kurtosis değerleri, sinyalin istatistiksel özelliklerini tanımlamak için kullanılmaktadır. Skewness, sinyalin çarpıklığını belirtir. Skewness değeri sıfıra yaklaştıkça, sinyal daha simetrik kabul edilir. Kurtosis, sinyalin kuyruklarının ve tepe yüksekliğinin ölçüsüdür. Yani, sinyal verilerinin normal dağılıma göre ağır kuyruklu mu yoksa hafif kuyruklu mu olduğunun bir ölçüsüdür. Her ikisi de bir popülasyonun önemli istatistiksel özelliklerini sağlamaktadır.

$$Skewness = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x')^3 / n}{s^3} \quad (3.14)$$

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x')^4 / n}{s^4} \quad (3.15)$$

Her iki denklemde de s değeri standart sapmayı göstermektedir (Kruisz vd. 2021).

3.7. Frekans Alanı Analiz Yöntemleri

3.7.1. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD)

Sinyallerin analizinde kullanılan ve sinyallerin frekans bileşenlerinin belirlenmesinde kullanılan bir yöntemdir. Teorik olarak gerçek dizilerin Fourier dönüşümlerinin hesaplanması mümkün olmadığından, bu sinyallerin analizinde daha pratik bir yöntem olan Ayırık Fourier Dönüşümü (AFD) kullanılmaktadır. AFD'nin genelleştirilmiş hali Denklem (3.16)'da gösterilmiştir (Ak vd. 2020).

$$x(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-j\omega n} \quad (3.16)$$

3.7.2. Welch Periodogram

Welch yöntemi, sinyallerinin spektral analizinde kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemde ilk olarak giriş sinyali istenen uzunluktaki segmentlere ayrılır. Herhangi bir pencere fonksiyonu, bu segmentlere ait sinyallere çarpılır ve yumuşatılmış periodogramlar elde edilir. Bu süreç, hızlı Fourier dönüşümü kullanılarak gerçekleştirilir. Welch'in güç spektral tahmini yumuşatılmış periodogramların ortalamasıyla elde edilir (Alkan ve Kiymik 2006). Welch'in güç spektral tahmini Denklem (3.17)'de gösterilmiştir.

$$P_{welch}(f) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S P_i(f) \quad (3.17)$$

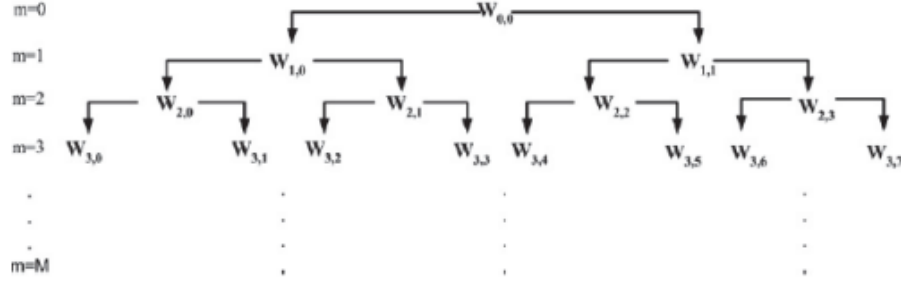
Bu denklemde $P_i(f)$ ifadesi i. yumuşatılmış periodogram, $P_{welch}(f)$ ise Welch'in güç spektrali olarak tanımlanmıştır (Tosun ve Çetin 2021).

3.7.3. Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD)

Periyodik olmayan ve anlık değişimlere sahip sinyallerin analizinde kullanılan oldukça faydalı bir yöntemdir. Bu durum, dalgacık dönüşümünün farklı ölçeklerde yeniden çözüm özelliğinden kaynaklanır. Dalgacık dönüşümü analizi, düşük frekans bilgisinin önem kazandığı araştırmalarda geniş zaman aralıklarının, yüksek frekans bilgisinin önem kazandığı araştırmalarda ise daha dar zaman aralıklarının kullanımına izin veren farklı ölçek bölgelerine sahip bir pencereleme tekniğidir (Addison 2017; Bilgin 2008). Dalgacık dönüşümünün kullanılmasıyla, elde edilen titreşim sinyallerinin bir zaman işareti üzerinde anlık değişimlerinin kolayca tespit edileceği bilinmektedir. Dalgacık dönüşümü analizleri, sürekli ve ayırık dalgacık dönüşümü olmak üzere 2 kısımda tanımlanır. Sürekli dalgacık dönüşümünde tüm ölçeklerde dalgacık katsayılarının hesabı gereksiz birçok veri üretilmesine neden olduğundan, ayırık dalgacık dönüşümü kullanılması daha avantajlı olarak görülmektedir (Bilgin 2008). Çalışma kapsamında, ayırık dalgacık dönüşümünün daha geniş bir sinyal analizi imkânı sunduğu genelleştirilmiş hali olan Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) analizinin kullanılması planlanmıştır. DPD'nin genelleştirilmiş formülü (3.18) ile ifade edilebilir:

$$W_{m,j,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} W_j(2^{-m}t - n) \quad (3.18)$$

Burada j her m seviyesindeki düğüm indeksi anlamına gelir ve ilgili paket $W_{i,j}$ şeklinde gösterilir. Ayrıca dalgacık paket ayrışım ağacı Şekil 3.15'te gösterilmiştir (Oral vd. 2022).



Şekil 3.15. Dalgacık Paket Ayrışım Ağacı

Gerçekleştirilen çalışmanın bir sonraki aşamasında, dalgacık dönüşümü kullanılarak ölçüm noktalarından alınan titreşim verilerinin dalgacık paketleri ve frekans aralıkları belirlenmiştir (Bilgin 2008; Oral vd. 2022). Elde edilen bu değerlerin, dalgacık paket dönüşümü analizi kullanılarak titreşim sinyallerinden elde edilen kritik özellikler olarak belirlenmesi ve sınıflandırma yöntemlerinin girdileri olarak kullanılması amaçlanmıştır.

3.7.4. Hilbert Huang Dönüşümü (HHD)

Hilbert Huang Dönüşümü, çok bileşenli, durağan olmayan sinyallerin zamanla değişen frekans özelliklerini elde etmek için kullanılan zaman-frekans analizi yöntemidir. HHD, periyodik olmayan sinyalleri analiz etmek için güçlü bir yöntemdir. Doğrusal olmayan ve durağan olmayan sinyallerle başa çıkma konusunda üstündür ve bu da onu çok çeşitli uygulamalar için uygun kılmaktadır. HHD, sinyalleri içsel mod işlevlerine (IMF) ve trendlere ayrıştırarak anlık frekans verileri sağlar. Fourier dönüşümü gibi geleneksel dönüşümlerden farklı olarak HHD, gerçek dünya sinyallerinin değişken frekans özelliklerini koruyarak durağan olmayan ve doğrusal olmayan veriler için özel olarak tasarlanmıştır. Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA), HHD'nin önemli bir bileşenidir ve sinyalleri orijinal sinyal için temel oluşturan IMF'lere ayırmaktadır. AKA hem periyodik hem de periyodik olmayan sinyaller için uyarlanabilir bir yöntemdir. HHD'nin uyarlanabilir özelliği, sinyallerden özellikleri otomatik olarak çıkarmasına olanak tanır ve bu özelliği sayesinde karmaşık veri kümelerini analiz etmek için etkili bir yöntem haline getirmektedir.

HHD, ampirik kip ayrıştırması (AKA) ve Hilbert spektral analizi olmak üzere 2 yöntemden oluşmaktadır. Hilbert spektral analizi, bir $x(t)$ sinyalinin anlık frekans ve genliğinin analizinde yetersiz kalabilmektedir. AKA ise Hilbert spektral analizi ile birleştirildiğinde daha anlamlı bir zaman-frekans-enerji tanımını sağlamaktadır (Huang ve Wu 2008).

Bu dönüşüm, Huang vd. tarafından geliştirilen yeni bir sinyal analiz olmakla birlikte, Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA) ve Hilbert Spektral Analizinin birleştirilmesi ile ortaya çıkartılan bir yöntemdir (Huang vd. 1998). AKA ise, doğrusal olmayan ve

durağan süreçlerden elde edilen verileri Hilbert Dönüşümü aracılığı ile anlamlı anlık frekans sağlayan basit salınımlı fonksiyona indirgeme amacıyla kullanılır. HHD, iki aşamadan oluşan bir analiz yöntemidir. İlk olarak AKA ile bir sinyalin, her biri frekans modülasyonu içeren birer işaret olan İçsel Mod Fonksiyonları (İMF) çıkartılmaktadır. Sinyal boyutuna göre elde edilen her bir İMF'den HHD ile zaman-frekans alanında anlık frekans ve genlik değerleri elde edilmektedir (Huang vd. 1998).

3.7.5. Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA)

Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA), doğrusal ve durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılan yaygın bir yöntemdir. Bu yöntemi diğer sinyal işleme yöntemlerinden (Fourier, Dalgacık ve Dalgacık Paket Dönüşümü) ayıran en önemli özellik sezgisel, doğrudan ve uyarlanabilir bir yöntem olmasıdır. AKA yönteminin tüm aşamalarındaki temel fonksiyonlar sinyalin kendisinden türetilmiştir. Bu sebeple, titreşim sinyali gibi doğrusal ve durağan olmayan sinyallerin analizi için uygundur.

Bir $x(t)$ sinyali göz önüne alındığında, AKA yöntemi, sifting işlemiyle elde edilen ve İçsel Mod Fonksiyonları (İMF) olarak adlandırılan bir dizi salınımsal bileşene uyarlanabilir biçimde ayrıştırmaktadır. Elde edilen her İMF, orijinal sinyalden gelen frekans bileşenlerinin bir alt kümesinden oluşan bir salınımsal sinyaldir.

İlk olarak, $x(t)$ sinyalindeki tüm yerel minimum ve maksimum noktaları belirlenir. Daha sonra tüm yerel maksimum noktaları üst zarf, tüm yerel minimum noktaları ise alt zarf olacak şekilde birleştirilir. Üst ve alt zarfların ortalaması m_1 olarak adlandırılır. Giriş sinyali $x(t)$ ve m_1 sinyalinin farkı h_1 olarak adlandırılır ve aşağıdaki bağıntı ile gösterilir (Pigorini vd. 2011).

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (3.19)$$

Üst ve alt zarflar simetrik hale gelince, shifting tamamlanır. h_1 sinyali bir sonraki aşamada proto-İMF olarak kabul edilir ve yeni giriş verisi olarak değerlendirilir. Bu sinyal, diğer İMF'leri sağlar. m_{11} , üst ve alt zarfların ortalaması anlamına gelir. h_{11} , yeni giriş verisi h_1 ile mevcut verisi m_{11} arasındaki farktır ve 2 numaralı bağıntıyla gösterilir (Pigorini vd. 2011).

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (3.20)$$

Yerel zarfların simetri koşulu, k kez eleme işleminden sonra karşılanır. c_{1k} , ilk İMF bileşenidir ve 3 nolu bağıntıyla gösterilir. Benzer şekilde, giriş sinyalinin diğer İMF'leri, varsa bir önceki İMF üzerinden elde edilir (Pigorini vd. 2011).

$$c_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (3.21)$$

3.8. Özellik Seçiminde Kullanılan Yöntemler

3.8.1. Ki-Kare Yöntemi

Ki-kare testi, çalışma kapsamında gerçekleştirilen zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen özelliklerden en ağırlıklı olanları seçen ve literatürde en sık

kullanılan özellik seçim yöntemlerinden birisidir. Bu yöntem, gerçek frekans ile beklenen frekansın anlamlı olup olmadığına bakmaktadır ve kategorik veriler için kullanılmaktadır (Güngör 2008).

Ki-kare testi ile özellik seçimi yapılırken χ^2 ile hesaplanan özellik değerleri büyükten küçüğe doğru sıralanır ve en üstten başlanarak istenilen sayıda özellik seçilmektedir. Bu yöntemin matematiksel ifadesi (3.22)'de verilmiştir (Pandis 2016)

$$\chi^2 = \sum \frac{(O-E)^2}{E} \quad (3.22)$$

Bu denklemde O değeri gerçek frekansı, E değeri ise beklenen frekansı göstermektedir. Gerçekleştirilen doktora tez çalışmasında, sınıflandırma algoritmalarının başarı oranlarını artırabilmek için elde edilen özellik değerlerine Ki-Kare testi uygulanmış ve en iyi özellikler seçilmiştir.

3.8.2. Fisher Skor (F-Skor) Yöntemi

F-Skor yöntemi, elde edilen özellikler ile sınıflandırma aşamasında en etkili olanların tespiti için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, sınıflandırma algoritması uygulanmadan önce özelliklerin değerlendirilmesi ve en başarılarının seçilmesi ilkesine dayanmaktadır. F-Skor yönteminin ilk aşamasında özellikler belirli bir kritere göre derecelendirilir, ardından en yüksek derecelere sahip özellikler sınıflandırma adımıyla kullanılmak üzere seçilir.

F-Skor yönteminde her bir sınıfa ait olan özelliklerin ortalama ve standart sapma değerlerini kullanarak, Denklem (3.23) kullanılarak bir ilişki skoru hesaplanır (Budak 2018):

$$F(x_i) = \frac{|\mu_i^+ - \mu_i^-|}{\sigma_i^+ - \sigma_i^-} \quad (3.23)$$

Denklemdeki + ve – işaretleri iki sınıflı bir problem için farklı sınıfları, μ_i^+ ve μ_i^- değerleri sınıfların aritmetik ortalamalarını, σ_i^+ ve σ_i^- değerleri ise bu sınıflara ait standart sapma değerlerini göstermektedir (Budak 2018).

Gerçekleştirilen doktora tezi kapsamında, sağlıklı ve tümörlü olarak iki ayrı sınıfı ayırmaya yardımcı olacak özelliklerin, hesaplanan skorlara göre büyükten küçüğe doğru sıralanmasının ardından en üst sıradan başlanarak istenilen sayıda özelliğin seçilmesi şeklinde yapılmaktadır.

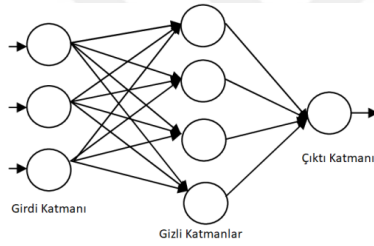
3.9. Sınıflandırma Algoritmaları

Çalışma kapsamında, belirlenen kritik özelliklerin daha kapsamlı analizi için sınıflandırma yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürdeki makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları incelendiğinde, en yaygın olan yöntemlerin yapay sinir ağları (YSA), destek vektör makinesi (DVM), Navie Bayes sınıflandırıcı (NB), k-en

yakın komşuluk (KNN), lojistik regresyon (LR), karar ağacı (DT) ve Adaboost algoritması olduğu görülmektedir (Mahesh 2020). Bu yöntemler aşağıdaki gibi özetlenebilir:

3.9.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

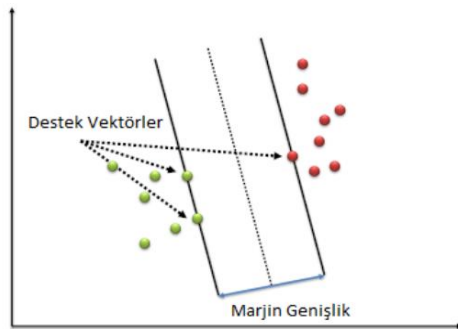
İnsan beyni incelenerek geliştirilen ve biyolojik sinir ağlarını taklit eden bir yöntemdir. Doğrusal olmayan problemlerin çözümü oldukça zor olduğundan, bu problemleri verilen örneklerle çözmek avantaj sağlamaktadır. Yapay sinir ağları ile öğrenme süreci, doğru YSA modelinin bulunması, sinirler arası bağlantıların gerçekleştirilmesi ve bağlantıların doğru ağırlıklarla ilişkilendirilmesi ile tamamlanır. Bu noktada, bağlantılar ve ağırlıklar önceden belirlenemediğinden, istenilen davranışı sergileyecek bir yapay sinir ağı ilgilendiği sorundan aldığı eğitim verilerini kullanarak problemi öğrenmektedir. Öğrenme işleminin ardından test verileri ile istenen sonucu bulabilmektedir (Osmanoğlu 2021). Şekil 3.16'da örnek bir yapay sinir ağı mimari görülmektedir. Çalışma kapsamında, iki bileşenli yapay sinir ağı algoritmalarından olan çok katmanlı algısal sinir ağı (MLPNN) tasarımı gerçekleştirilmesi ve değerlendirilmesi planlanmıştır.



Şekil 3.16. Yapay Sinir Ağı Mimarisi (Osmanoğlu 2021)

3.9.2. Destek Vektör Makinesi (DVM)

İlk olarak Cortes vd. tarafından önerilen bu yöntem, dağılımı belli olmayan veri setleri üzerinde öğrenme gerçekleştirerek, yeni veriler hakkında tahmin ve genelleştirme yapan makine öğrenmesi algoritmasıdır (Cortes ve Vapnik 1995). Sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çözümü için önerilen bu yöntem, ilgili problemi ikinci dereceden bir programlama problemine dönüştürerek çözme imkânı sağlamaktadır (Oral vd. 2022). Şekil 3.17'de, DVM yönteminin 2 boyutlu uzayda ayrılabilir bir problem örneğinin doğru bir şekilde ayrılabilmesini göstermektedir (Cortes ve Vapnik 1995).



Şekil 3.17. Destek Vektörler

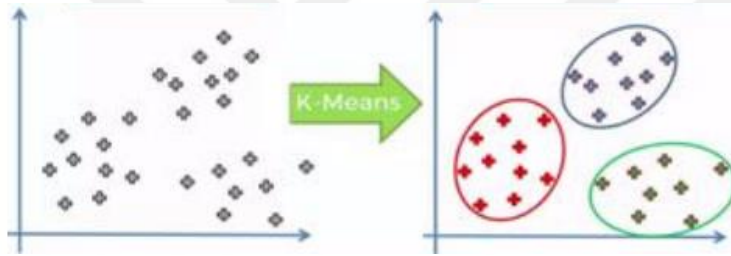
3.9.3. Navie Bayes Sınıflandırıcı (NB)

Bu yöntem, sınıflandırma problemleri için Bayes teoremini (Yardımcı vd. 2011) kullanmaktadır. NB, veri tabanına yeni bir veri eklendiğinde bu verinin ait olduğu sınıfı olasılık hesabına göre tespit eder. Bu yöntemde verilerin tüm sınıflara ait olma olasılığı hesaplanarak en yüksek olasılığa sahip olan sınıfa ait olduğunu göstermektedir (Mahesh 2020). Aşağıdaki denklem, Navie Bayes sınıflandırıcı yönteminin temelini oluşturmakta ve B olayının gerçekleştiği durumda A olayının olma olasılığını göstermektedir:

$$P(A|B) = \frac{P(A \setminus B) * P(A)}{P(B)} \quad (3.24)$$

3.9.4. K-En Yakın Komşuluk (KNN)

Bu yöntem, verilerin birbirine en yakın olanlarının, aynı sınıfa ait olduğu temeline dayanmaktadır. Yöntemin amacı yeni gelen bir veriyi daha önceden sınıflandırılmış olan verilerden yararlanarak sınıflandırmaktır (Zhang vd. 2017). Şekil 3.18’de farklı k değerleri için gerçekleştirilmiş olan k-en yakın komşuluk kümeleneş gösterilmiştir (Mahesh 2020).



Şekil 3.18. k-En Yakın Komşuluk

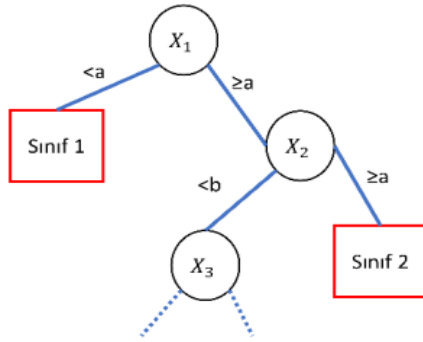
3.9.5. Lojistik Regresyon (LR)

Bu yöntem, bağımlı değişkenin süreksiz olduğu ikili sınıflama (0 ve 1) durumunda kullanılır. LR, ikili bir bağımlı değişken ile bir dizi bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi açıklama amacıyla kullanılır. Örneğin, $c + dx$ denklemi için bir olayın gerçekleşme olasılığı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Sevli 2019):

$$P = \frac{e^{c+dx}}{1+e^{c+dx}} \quad (3.25)$$

3.9.6. Karar Ağacı (DT)

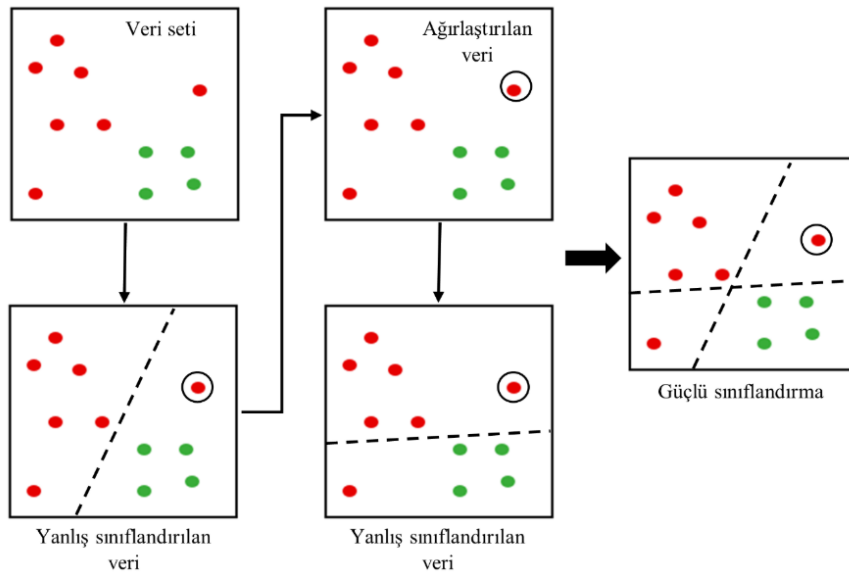
Bu yöntemin temel amacı, karmaşık bir işlemi alt parçalara ayrılıp basit kararlar kümesine dönüştürülmesini sağlamak ve çözümü kolaylaştırmaktır. En çok kullanılan makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmalarındandır. DT sürecinde yüksek hassasiyet elde etmek için en önemli nokta, karar ağacının doğru bir biçimde oluşturulmasıdır. Şekil 3.19’da örnek bir karar ağacı sistematığı yer almaktadır (Çakır vd. 2021).



Şekil 3.19. Karar Ağacı Sistematığı (Şeker 2021)

3.9.7. Adaboost Algoritması

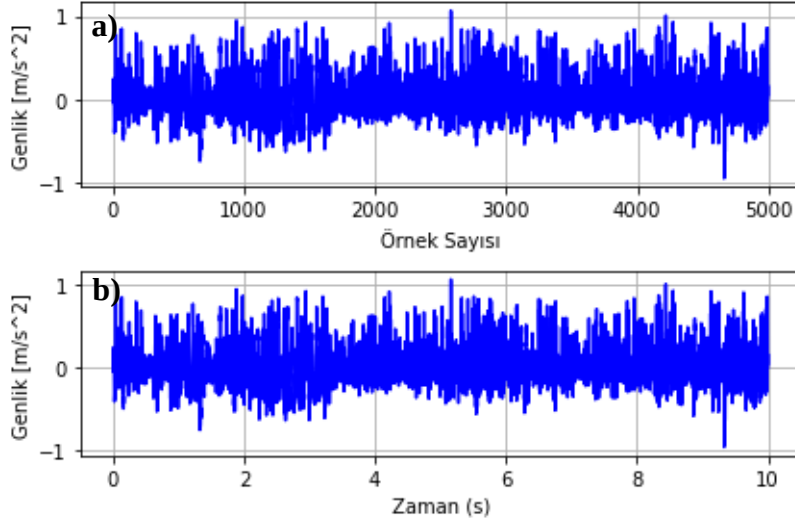
Artırma (boosting), karar ağacı algoritmasının bir çeşidi olarak, sınıflandırma ve regresyon ağaçlarını kullanan artırılmış algoritmadır. Eğitim sürecinde her bir zayıf sınıflandırıcı sırayla eğitilerek ağırlıkları elde edilir ve daha önce hatalı sınıflandırılan örnekler dinamik olarak düzeltilir. Önceki zayıf sınıflandırıcılar tarafından yanlış sınıflandırılan örneklerin ağırlığı arttıracak ve tersi ağırlığı azaltılacaktır. Ağırlığın güncellenmesinin amacı, birbirini izleyen her yinelemede en yararlı örnekleri geliştirmektir. Sınıflandırma yapan en son algoritmanın tahmin sonuçları, zayıf sınıflandırıcılar tarafından üretilen tahmin sonuçlarının ağırlıkları toplamıdır.



Şekil 3.20. Adaboost Algoritması (Baktır 2023)

4. BULGULAR

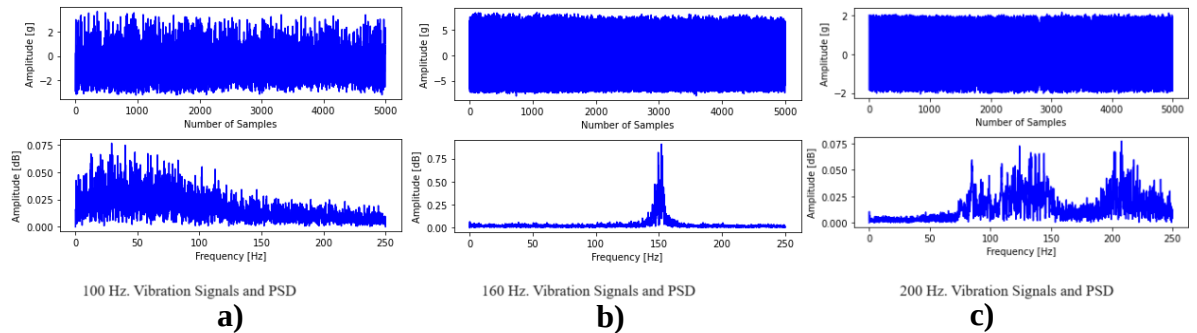
Gerçekleştirilen doktora tezi çalışması kapsamında, fantom modeller üzerinden alınan örnek bir titreşim sinyalinin zaman alanındaki gösterimi Şekil 4.1’de verilmiştir. 5000 örneklik, 10 sn. boyunca kaydedilen bu titreşim sinyalinin örnekleme frekansı (f_s) 500 Hz.’dir.



Şekil 4.1. Örnek Bir Titreşim Sinyalinin a) Örnek Sayısı; b) Zaman Alanı Gösterimi

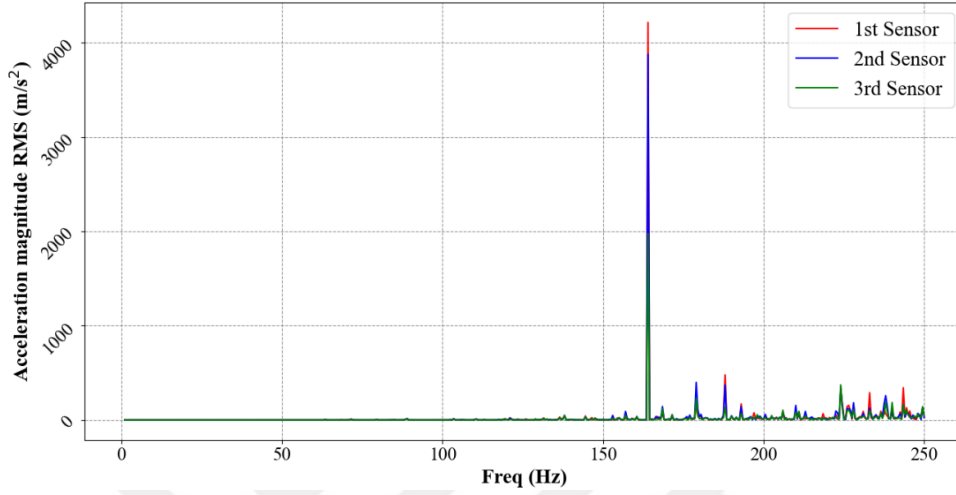
4.1. Rezonans Frekansının Bulunması

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı ile fantom modeller üzerinden 100 Hz.-160 Hz. ve 200 Hz. titreşim uyartımı verilerek elde edilen ham titreşim sinyali ve bu sinyallerin hızlı Fourier dönüşümü ile elde edilen güç spektral yoğunluğu gösterimleri Şekil 4.2’de gösterilmiştir. Buradan da görüleceği üzere, 100 Hz. ve 200 Hz. titreşim uyartımı ile elde edilen titreşim sinyallerinin güç spektral yoğunluğu grafiklerinde, baskın frekansın gözlenme imkânı bulunmamaktadır. 160 Hz. titreşim uyartımının ise, meme fantom modeller için baskın frekans belirlemede uygun frekans yani rezonans frekansı olduğu tespit edilmiştir.



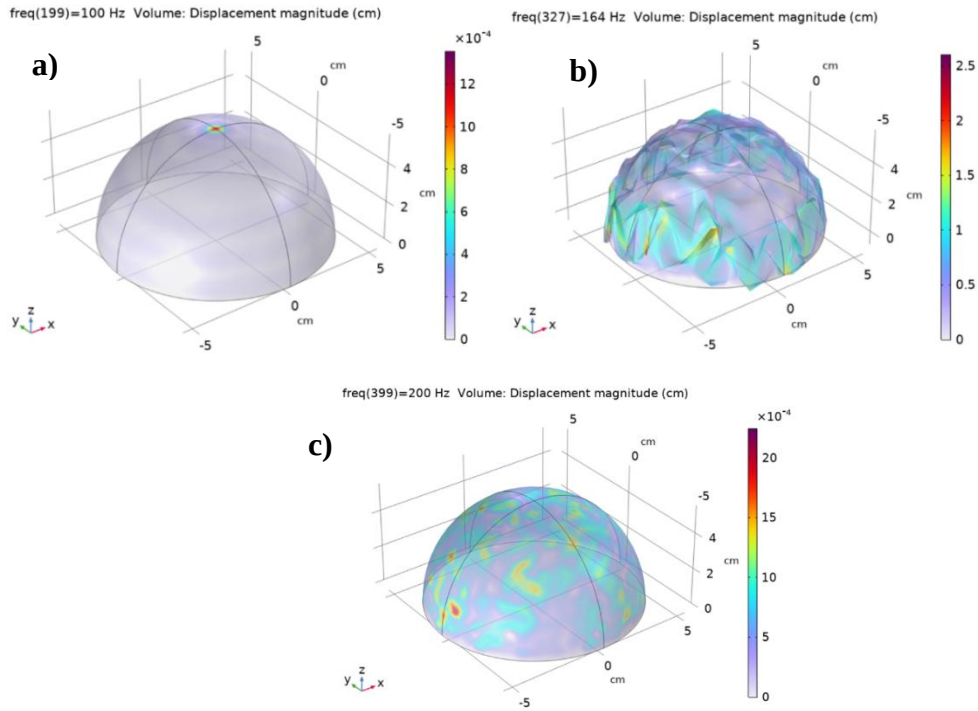
Şekil 4.2. Fantom Modeller Üzerinden a) 100 Hz; b) 160 Hz; c) 200 Hz. Titreşim Uyartımları ile Elde Edilen Titreşim Sinyali Örnekleri ve Hızlı Fourier Dönüşümü Gösterimleri

Gerçekleştirilen çalışma kapsamında fantom dokunun sonlu elemanlar analizinden elde edilen sonuçlar incelendiğinde ilgili yapının baskın rezonans frekansının 164 Hz. çevresinde olduğu tespit edilmiştir. İvmelenme verilerin değişimini incelemek için deneysel yöntemle birebir aynı koordinat düzlemi üzerinde tanımlanan noktalardan elde edilen değerler ise Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Fantom Meme Dokusu Sonlu Elemanlar Frekans Cevabı

Burada tüm sensör konumlarında rezonans frekansının değeri net bir şekilde görülmektedir. İvme genliğindeki farklı değerler ise sonlu elemanlar yönteminin doğasından kaynaklanmaktadır.

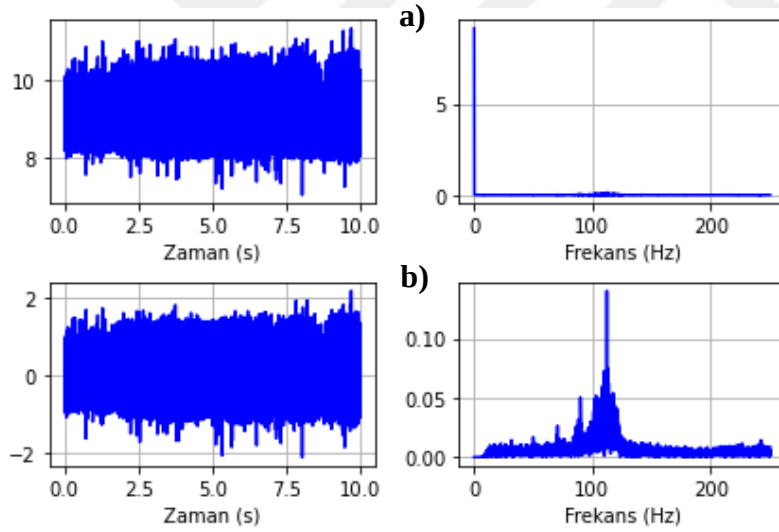


Şekil 4.4. Fantom Meme Dokusunun a) 100 Hz; b) 164 Hz; c) 200 Hz'lik Uyarımlar Etkisinde Hacimsel Yer Değiştirme Genlikleri

Rezonansın tanımından bilindiği üzere sistemde uyartım frekansı ile doğal frekansın eşitlenmesi veya çok yakın bir değer alması halinde ivme genliğinde sonsuza ıraksama davranışı görmek beklenen bir durumdur. Analiz programı ise sonsuz değer hesaplamayacağından onun yerine normal ivmelenmeye oranla çok yüksek bir değere yakınsama yapmaktadır. Bu durum analiz geometrisi üç boyutlu incelendiğinde de görülebilmektedir (Şekil 4.4). Burada 100, 164 ve 200 Hz. uyartımları için yer değiştirme genliklerinin arasındaki fark hem grafiklerde verilen renk haritalarından hem de deformasyon davranışından anlaşılabilmektedir. Ayrıca Şekil 4.4c göstermektedir ki, uyartım frekansının dokunun rezonans frekansına yakın bir değerde verilmesi, tüm dokuda güçlü bir titreşim cevabı yaratarak en sağlıklı ölçümlerin elde edilmesi için uygun bir ortam sağlamaktadır.

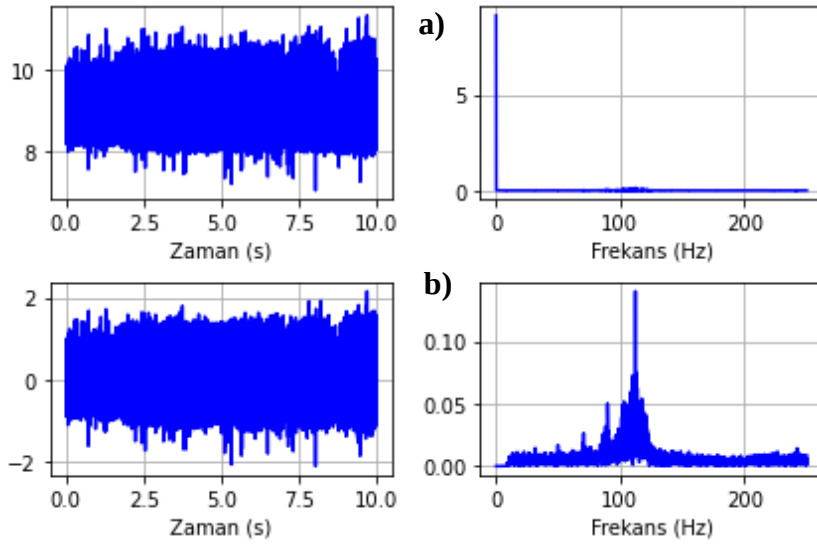
4.2. Zaman Alanı Analizleri (İstatistiksel Yöntemler)

Çalışma kapsamında, meme fantom modelleri üzerinden elde edilen titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinde, öncelikle sinyallerdeki DC bileşenlerin yok edilmesi ve frekans özelliklerinin ayrımının yapılabilmesi amacıyla ön işleme gerçekleştirilmiştir. Veri setindeki örnek bir titreşim sinyaline filtre uygulanmamış ve 5 Hz.'lik yüksek geçiren IIR filtre uygulanması sonucunda elde edilen zaman ve frekans alanı grafikleri Şekil 4.5'te gösterilmektedir.



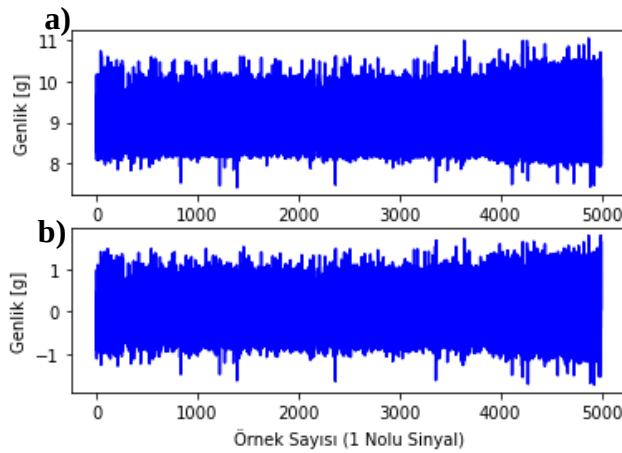
Şekil 4.5. Örnek Bir Titreşim Sinyalinin **a)** Zaman Alanı ve Filtrelenmemiş Halinin Frekans Alanı Gösterimi; **b)** Zaman Alanı ve Filtrelenmiş Halinin Frekans Alanı Gösterimi

Şekil 4.5a'da görüldüğü gibi, filtrelenmemiş sinyalde DC baskın olduğu için, diğer bileşenlerin ayrımı yapılamamaktadır. Bu yüzden Şekil 4.5b'de görüleceği üzere, 5 Hz.'lik yüksek geçiren filtre uygulanarak DC bileşenler yok edilmiş ve sinyalin frekans özelliklerinin ayrımı yapılabilmektedir.



Şekil 4.6. 10 Numaralı Sinyalin **a)** Filtrenmemiş; **b)** 10 Hz. IIR Filtre Uygulanmış Halinin Zaman ve Frekans Alanı Gösterimleri

5 Hz. ve 10 Hz. yüksek geçiren IIR filtre uygulanmış sinyaller incelendiğinde, 10 Hz.'lik filtrenin de uygun olduğu görülmektedir. Ancak titreşim sinyallerindeki düşük frekansları kaybetmemek için 5 Hz. yüksek geçiren filtre ile DC ve DC'ye yakın frekanstaki harmonikleri yok etme amaçlanmıştır. Çünkü bu harmonikler sinyal üzerinde baskın durmakta ve esas ölçümlerin yapılacağı frekans bölgesini gölgede bırakmaktadır. Titreşim sinyallerinin filtrenmesi temel hedef DC'ye yakın bileşenleri yok ederken mümkün olabildiğince asıl sinyaldeki kayıpları azaltmaktır. Dolayısıyla 5 Hz.'lik kesim frekansına sahip IIR filtre bu çalışma kapsamında en uygun olan filtre olarak belirlenmiştir. Şekil 4.7'de filtrenmiş ve filtrenmemiş örnek bir sinyalin, 5000 örnekten oluşan zaman alanı görüntüsü verilmiştir.



Şekil 4.7. **a)** Filtrenmemiş; **b)** Filtrenmiş Örnek Bir Sinyal

4.2.1. RMS Değeri Analizleri

Bir sinyalin RMS (Kök Ortalama Kare) değeri, o sinyalin ortalama güç seviyesini temsil eder. Başka bir deyişle, RMS değeri, sinyalin zaman içinde ortalama olarak ne kadar güce sahip olduğunu gösterir. Örnek olarak verilmiş olan Şekil 4.7’de verilen 1 numaralı sinyalin RMS değeri 0.724’tür.

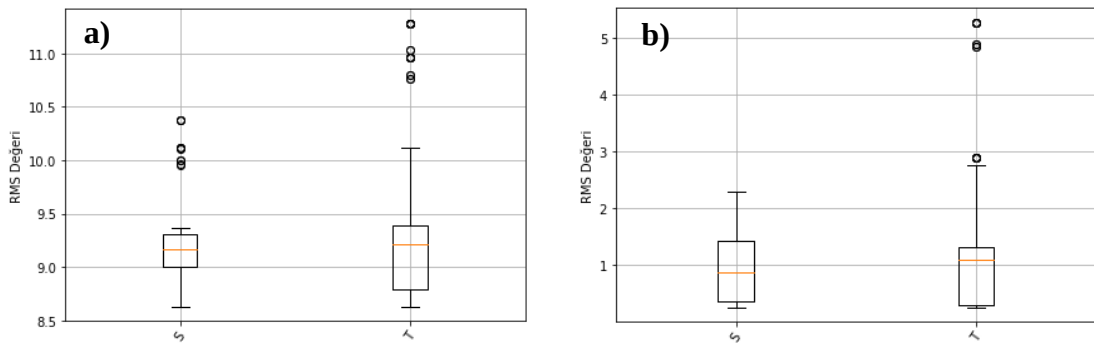
Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde RMS değer ortalaması 9,248’dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise RMS değer ortalaması 0,952’dir.

Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde RMS değer ortalaması 9,366’dır. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise RMS değer ortalaması 1,301’dir. Elde edilen RMS değerlerinde ilişkin değerler Çizelge 4.1’de detaylı olarak verilmiştir.

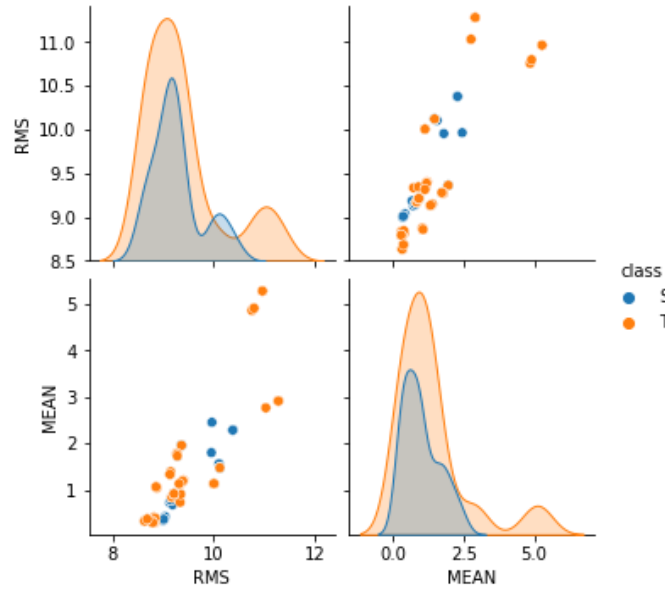
Çizelge 4.1. RMS Değerleri

Fantom Model Türü	RMS Değeri
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmemiş)	9,248
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmiş)	0,952
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmemiş)	9,366
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmiş)	1,301

Meme fantom örneklerinden alınan titreşim sinyallerinin RMS değeri analizlerinin boxplot gösterimi Şekil 4.8’de gösterilmiştir. Elde edilen değerler incelendiğinde filtrelenmemiş sinyallerin RMS değerinin daha ayırt edici olduğu görülmektedir. Ayrıca Şekil 4.9’da sağlıklı ve tümörlü fantom modellerden alınan titreşim sinyallerinin RMS ve ortalama değerlerinin dağılım grafiği verilmiştir.



Şekil 4.8. a) Filtrelenmemiş Sinyallerin RMS Analizi; **b)** Filtrelenmiş Sinyallerin RMS Analizi



Şekil 4.9. Sağlıklı ve Tümörlü Fantom Modellerden Alınan Titreşim Sinyallerinin RMS ve Ortalama Değerlerinin Dağılım Grafiği

4.2.2. Standart Sapma (STD) Analizleri

Bir sinyalin standart sapma değeri, o sinyalin ortalama değerinden ne kadar sapma gösterdiğini gösteren bir ölçüdür. Başka bir deyişle, verilerin ortalama etrafındaki dağılımın genişliğini ölçmektedir.

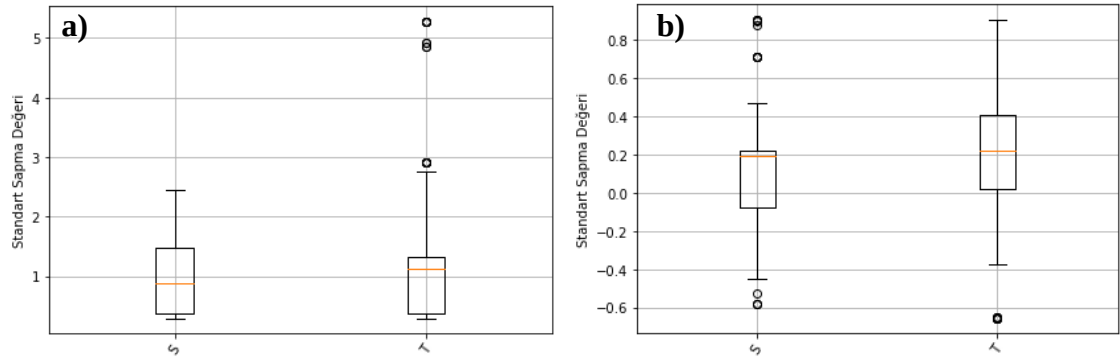
Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde standart sapma ortalaması 0,981'dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise standart sapma ortalaması 0,134'tür.

Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde standart sapma değer ortalaması 1,328'dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise standart değer ortalaması 0,232'dir. Elde edilen standart sapma değerlerinde ilişkin değerler Çizelge 4.2'de detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.2. Standart Sapma Değerleri

Fantom Model Türü	Standart Sapma Değeri
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmemiş)	0,981
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmiş)	0,134
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmemiş)	1,328
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmiş)	0,232

Meme fantom örneklerinden alınan titreşim sinyallerinin standart sapma değeri analizlerinin boxplot Şekil 4.10'da gösterilmiştir.



Şekil 4.10. Standart Sapma Değerleri Boxplot Gösterimi **a)** Filtrenmemiş Sinyallerin STD Analizi; **b)** Filtrenmiş Sinyallerin STD Analizi

4.2.3. Skewness Analizleri

Bir sinyalin skewness (çarpıklık) değeri, olasılık dağılımının asimetrisinin bir ölçüsüdür. Dağılımın sola çarpık (negatif çarpıklık), sağa çarpık (pozitif çarpıklık) veya simetrik (sıfır çarpıklık) olup olmadığını belirtir.

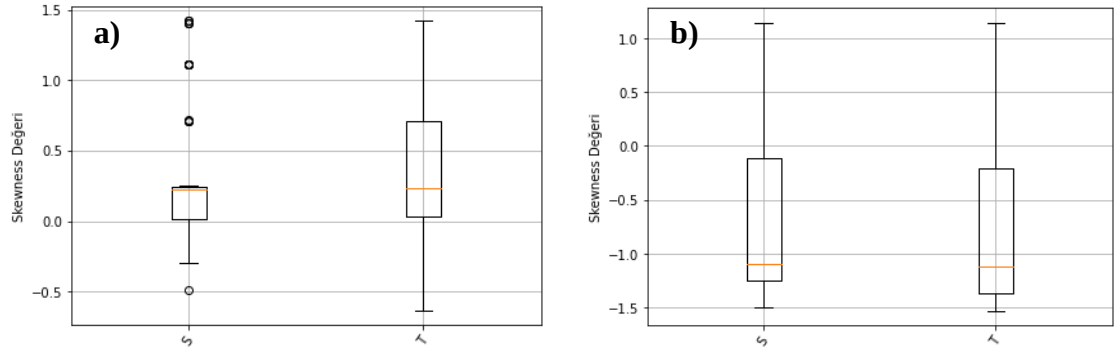
Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrenmemiş sinyaller incelendiğinde skewness değer ortalaması 0,294'tür. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrenmiş sinyaller incelendiğinde ise skewness değer ortalaması - (0,662)'tür.

Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrenmemiş sinyaller incelendiğinde skewness değer ortalaması 0,378'dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrenmiş sinyaller incelendiğinde ise skewness değer ortalaması - (0,657)'dir. Elde edilen skewness değerlerine ilişkin değerler Çizelge 4.3'te detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.3. Skewness Değerleri

Fantom Model Türü	Skewness Değeri
Sağlıklı Fantom Model (Filtrenmemiş)	0,294
Sağlıklı Fantom Model (Filtrenmiş)	- 0,662
Tümörlü Fantom Model (Filtrenmemiş)	0,378
Tümörlü Fantom Model (Filtrenmiş)	- 0,657

Meme fantom örneklerinden alınan titreşim sinyallerinin skewness değeri analizlerinin boxplot gösterimi Şekil 4.11'de gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Skewness Değerleri Boxplot Gösterimi **a)** Filtrelenmemiş Sinyallerin Skewness Analizi; **b)** Filtrelenmiş Sinyallerin Skewness Analizi

4.2.4. Kurtosis Analizleri

Bir sinyalin kurtosis değeri, o sinyaldeki piklerin sivriliğini ve dağılımın kuyruklarının uzunluğunu gösteren bir ölçüdür. Başka bir deyişle, bir sinyalin ne kadar "normal" veya "uç" olduğunu gösterir. Kurtosis, veri değerlerinin ortalamadan farklarının dördüncü kuvvetlerinin ortalamasının veri sayısına bölümünün karekökü alınarak hesaplanır.

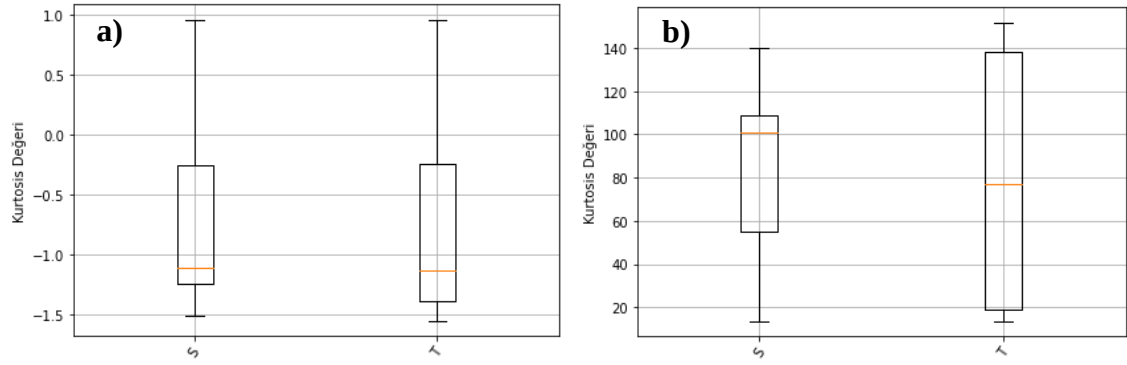
Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde kurtosis değer ortalaması $- (0,716)$ 'dır. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise kurtosis değer ortalaması 79,175'tir.

Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde kurtosis değer ortalaması $- (0,719)$ 'dur. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise kurtosis değer ortalaması 77,498'dir. Elde edilen kurtosis değerlerine ilişkin değerler Çizelge 4.4'te detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.4. Kurtosis Değerleri

Fantom Model Türü	Kurtosis Değeri
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmemiş)	-0,716
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmiş)	79,175
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmemiş)	-0,719
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmiş)	77,498

Meme fantom örneklerinden alınan titreşim sinyallerinin kurtosis değeri analizlerinin boxplot gösterimi Şekil 4.12'de gösterilmiştir.



Şekil 4.12. Kurtosis Değerleri Boxplot Gösterimi **a)** Filtrelenmemiş Sinyallerin Kurtosis Analizi; **b)** Filtrelenmiş Sinyallerin Kurtosis Analizi

4.2.5. Medyan Analizleri

Bir sinyalin medyan değeri, o sinyalin sıralanmış veriler listesinde tam ortasındaki değeri temsil eder. Başka bir deyişle, sinyali küçükten büyüğe sıraladığınızda, medyan değeri tam ortadaki değeri verir.

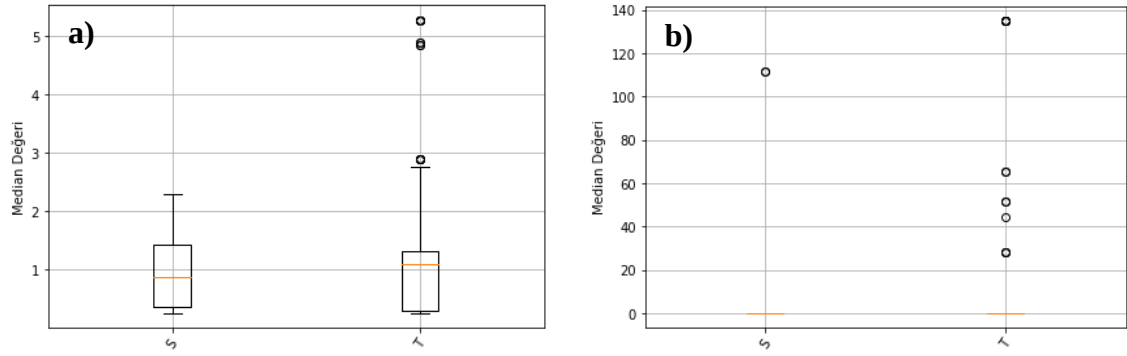
Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde medyan değer ortalaması 0,952'dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise medyan değer ortalaması 3,955'tir.

Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde medyan değer ortalaması 1,301'dir. Aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise medyan değer ortalaması 8,874'tür. Elde edilen medyan değerlerine ilişkin değerler Çizelge 4.5'te detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 4.5. Medyan Değerleri

Fantom Model Türü	Medyan Değeri
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmemiş)	0,952
Sağlıklı Fantom Model (Filtrelenmiş)	3,955
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmemiş)	1,301
Tümörlü Fantom Model (Filtrelenmiş)	8,874

Meme fantom örneklerinden alınan titreşim sinyallerinin medyan değeri analizlerinin boxplot gösterimi Şekil 4.13'te gösterilmiştir.



Şekil 4.13. Medyan Değerleri Boxplot Gösterimi **a)** Filtrelenmemiş Sinyallerin Medyan Analizi; **b)** Filtrelenmiş Sinyallerin Medyan Analizi

Veri setindeki tüm titreşim sinyallerinin zaman alanındaki istatistiksel yöntemlerle elde edilmiş olan analiz sonuçları Çizelge 4.6’da verilmiştir.

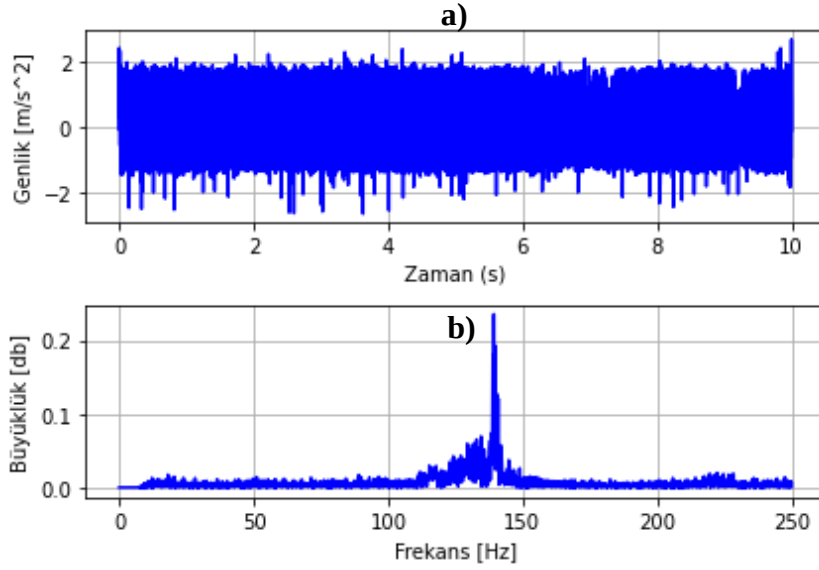
Çizelge 4.6. İstatistiksel Yöntemlerle Elde Edilen Tüm Sonuçlar

Titreşim Sinyallerinin Alındığı Fantom Model Türü	İstatistiksel Yöntemler				
	RMS	Standart Sapma	Skewness	Kurtosis	Medyan
Sağlıklı (Filtrelenmemiş)	9,248	0,981	0,294	-0,716	0,952
Tümörlü (Filtrelenmemiş)	9,366	1,328	0,378	-0,719	1,301
Sağlıklı (Filtrelenmiş)	0,952	0,134	-0,662	79,175	3,955
Tümörlü (Filtrelenmiş)	1,301	0,232	-0,657	77,498	8,874

4.3. Frekans Alanı Analizleri

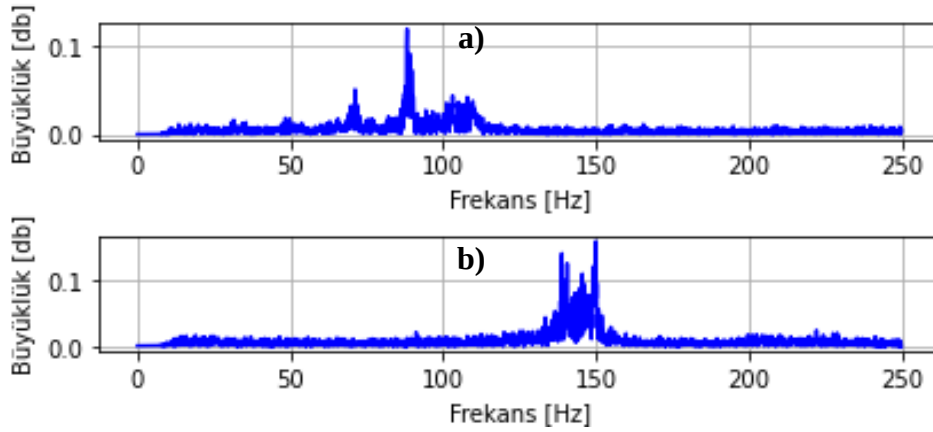
4.3.1. Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) Analizleri

Çalışma kapsamında, meme fantom modelleri üzerinden elde edilen titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinin yanı sıra frekans alanı analizleri de gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda, veri setindeki titreşim sinyallerinin Hızlı Fourier Dönüşümü analizleri gerçekleştirilmiştir. Bir sinyale ait HFD, o sinyalin frekans bileşenlerine ayrıştırılmasını sağlayan bir algoritmadır. Başka bir deyişle, HFD, bir sinyalin zaman alanındaki dalgalanmalarını frekans alanındaki bileşenlerine dönüştürür. HFD, bir sinyalin hangi frekanslarda ne kadar enerji içerdiğini gösterir. Bu sayede, bir sinyaldeki farklı frekans bileşenlerini ayırt etmek ve analiz etmek mümkün olur. Şekil 4.14’te örnek bir titreşim sinyalinin (110 numaralı sinyal) güç spektral gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.14. 110 Numaralı Sinyalin **a)** Zaman Gösterimi; **b)** HFD Gösterimi

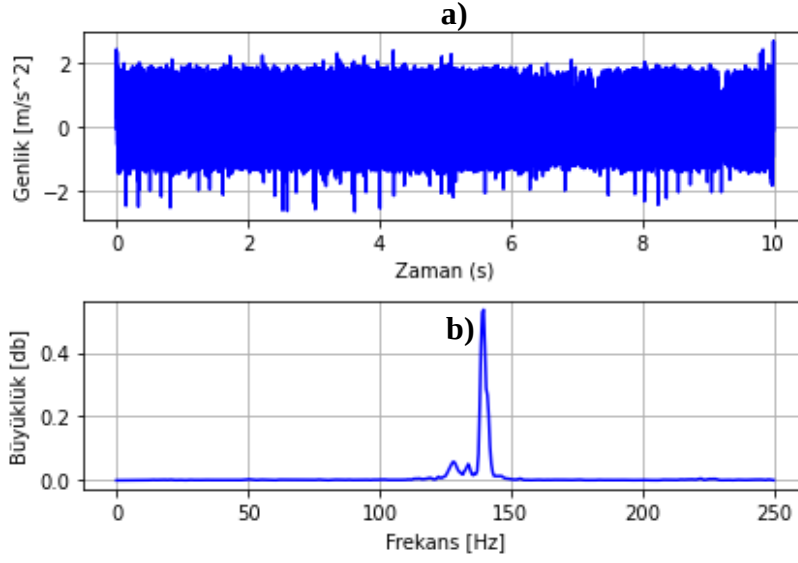
Şekil 4.15’te, sırasıyla 1 numaralı (sağlıklı) ve 61 numaralı (tümörlü) sinyallerin HFD gösterimleri verilmiştir.



Şekil 4.15. **a)** Sağlıklı; **b)** Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin HFD Gösterimi

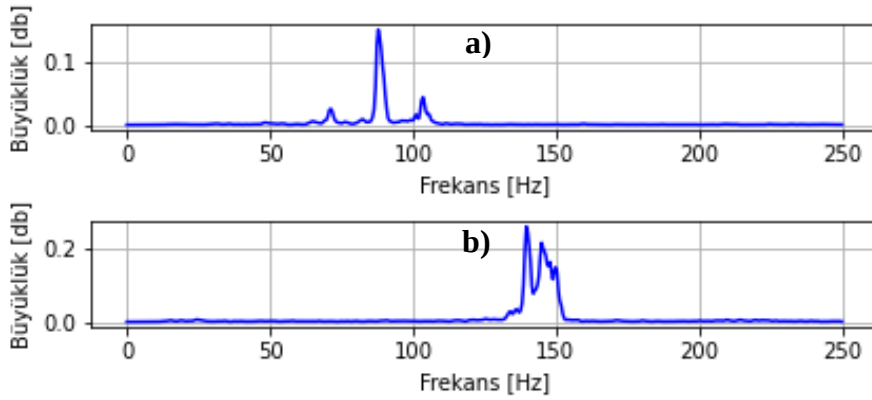
4.3.2. Welch Analizleri

Welch yöntemi, bir sinyalin frekans içeriğini ve gücünü zamana bağlı olarak analiz etmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, Fourier dönüşümünü kullanarak sinyalin kısa zaman pencerelerini analiz eder ve her pencere için güç spektrumunu hesaplar. Daha sonra, bu güç spektrumları, sinyalin zamana bağlı frekans içeriğini gösteren bir spektrogram oluşturmak için birleştirilir. Gerçekleştirilen tez çalışması kapsamında, meme fantom modelleri üzerinden elde edilen titreşim sinyallerinin frekans alanı analizlerinde Welch yönteminden de faydalanılmıştır.



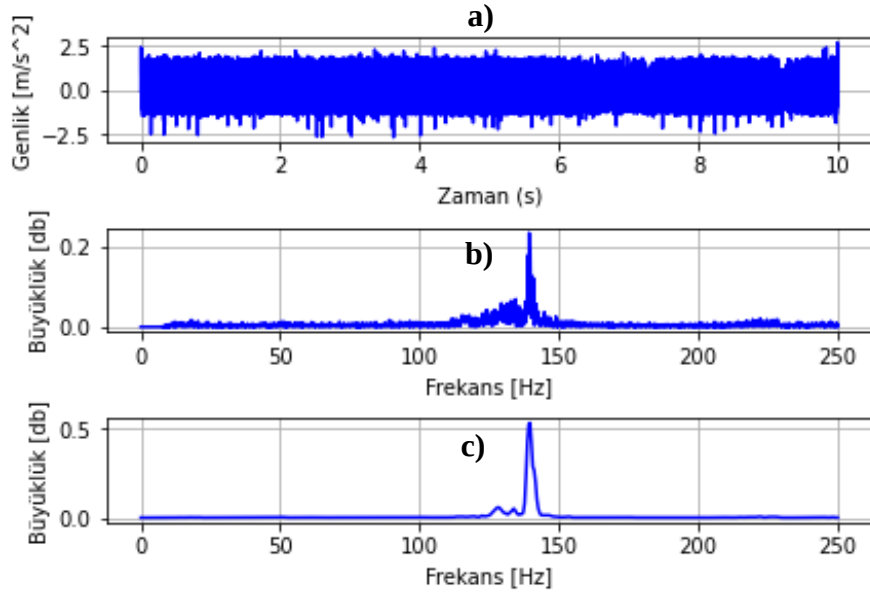
Şekil 4.16. 110 Numaralı Sinyalin **a)** Zaman Gösterimi; **b)** Welch Analizi Gösterimi

Şekil 4.17’de, sırasıyla 1 numaralı (sağlıklı) ve 61 numaralı (tümörlü) sinyallerin Welch gösterimleri verilmiştir.



Şekil 4.17. **a)** Sağlıklı; **b)** Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin Welch Gösterimi

110 numaralı sinyalin zaman alanı gösterimi, HFD ve Welch analizi Şekil 4.18’de ayrı ayrı verilmiştir.



Şekil 4.18. 110 numaralı Sinyalin **a)** Zaman Gösterimi; **b)** HFD Gösterimi; **c)** Welch Gösterimi

4.3.3. Dalgacık Paket Dönüşümü (DPD) Analizleri

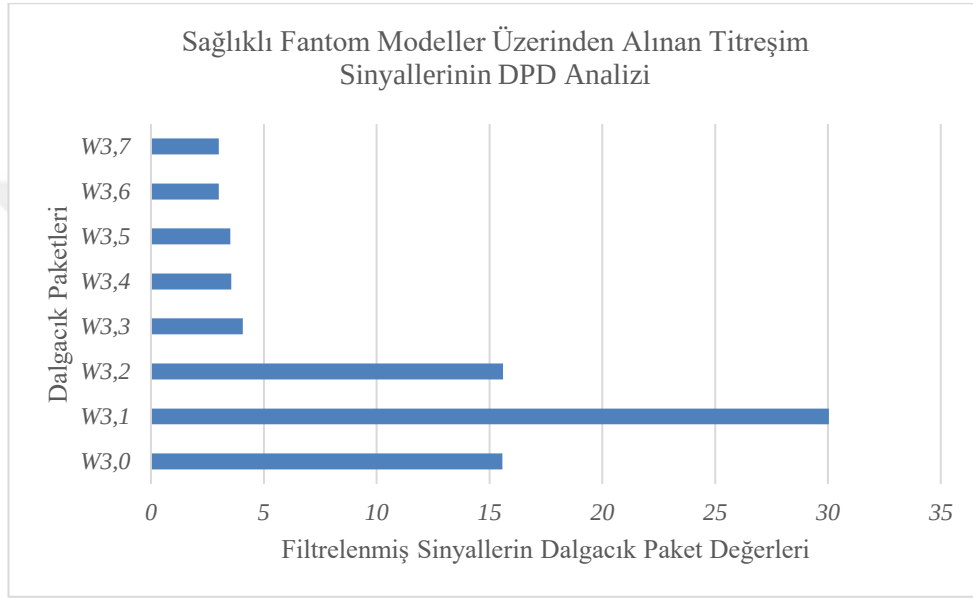
Dalgacık paket dönüşümü (DPD), bir sinyali veya görüntüyü zaman-frekans alanında analiz etmek için kullanılan bir sinyal işleme tekniğidir. Bu teknik, sinyali farklı ölçeklerde ve frekanslarda analiz etmeyi mümkün kılar ve bu da onu çeşitli uygulamalarda faydalı kılmaktadır.

Çizelge 4.7. 3. Seviyeye Kadar Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri

Dalgacık Seviyesi	Dalgacık Paketleri	Frekans Aralığı (Hz.)
m = 0	$W_{0,0}$	0-500
m = 1	$W_{1,0}$	0-250
m = 1	$W_{1,1}$	250-500
m = 2	$W_{2,0}$	0-125
m = 2	$W_{2,1}$	125-250
m = 2	$W_{2,2}$	250-375
m = 2	$W_{2,3}$	375-500
m = 3	$W_{3,0}$	0-62,5
m = 3	$W_{3,1}$	62,5-125
m = 3	$W_{3,2}$	125-187,5
m = 3	$W_{3,3}$	187,5-250
m = 3	$W_{3,4}$	250-312,5
m = 3	$W_{3,5}$	312,5-375
m = 3	$W_{3,6}$	375-437,5
m = 3	$W_{3,7}$	437,5-500

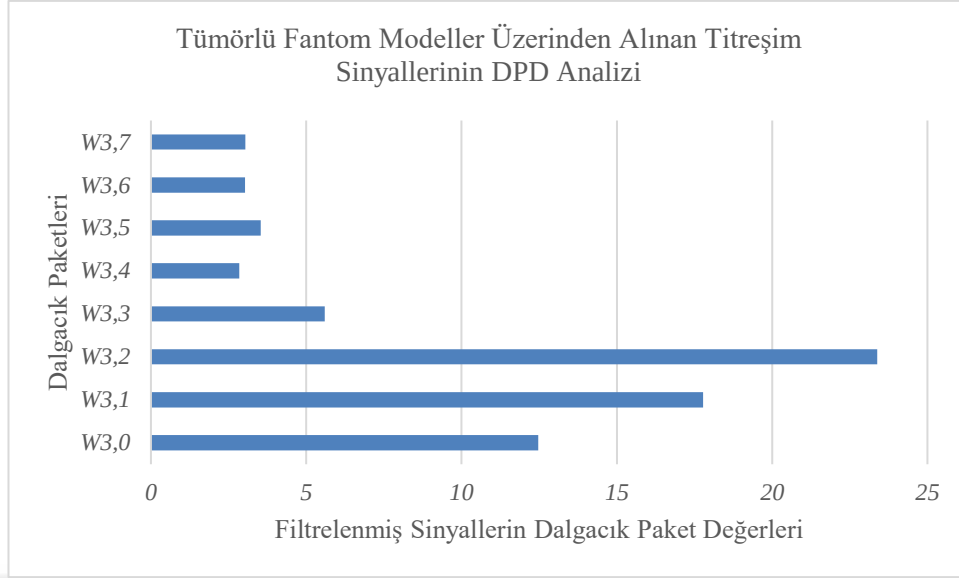
Yapılan tez çalışmasında, örnekleme frekansı 500 Hz. için 3-4-5.seviyelerde dalgacık paket dönüşümü analizi gerçekleştirilmiştir. Çizelge 4.7’de 3.seviyeye kadar açılmış olan dalgacık paketlerinin, seviye ve ilgili seviyeye ait frekans değeri aralıkları belirtilmiştir.

Sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3.seviye 1.pakette ($W_{3,1}$) yani 62,5-125 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir.



Şekil 4.19. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 3. Seviye DPD Analizi

Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise (Şekil 4.20), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3.seviye 2.pakette ($W_{3,2}$) yani 125-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu sonuçlara bakıldığında, dalgacık paket dönüşümü analizinin sağlıklı ve tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ayırımı sağladığı söylenebilmektedir.



Şekil 4.20. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 3. Seviye DPD Analizi

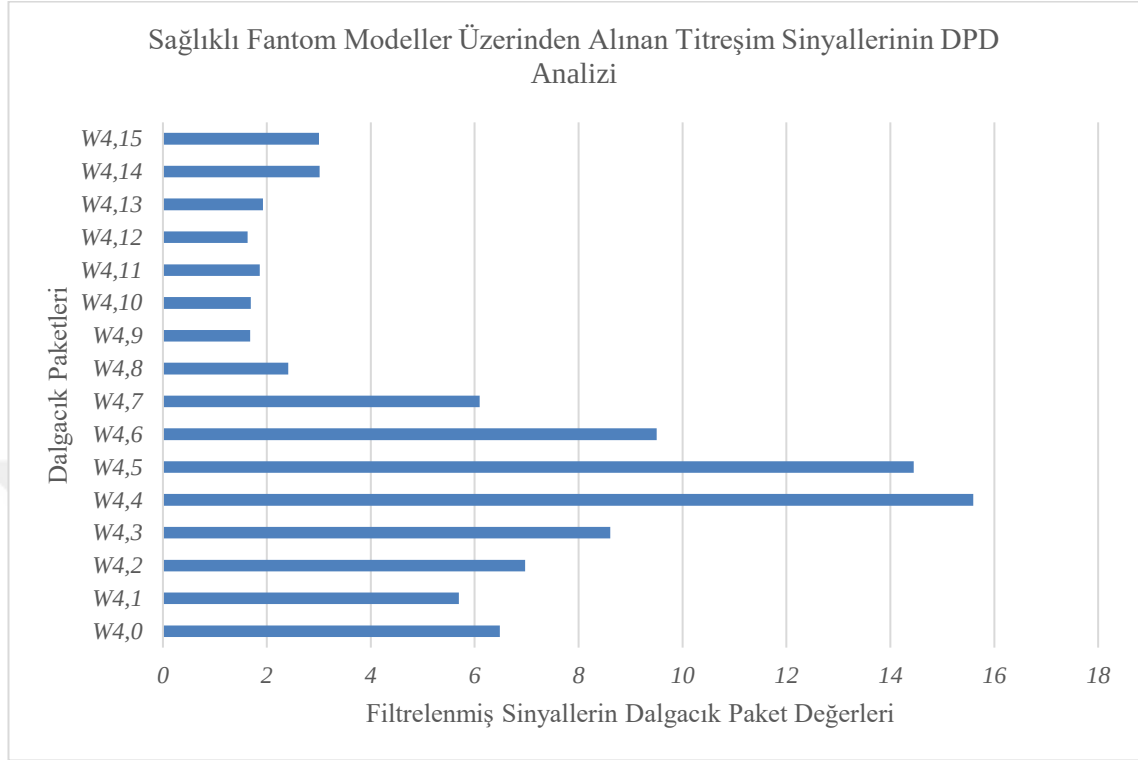
Çizelge 4.8’de 4.seviyeye kadar açılmış olan dalgacık paketlerinin, seviye ve ilgili seviyeye ait frekans değeri aralıkları belirtilmiştir.

Çizelge 4.8. 4. Seviyede Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri

Dalgacık Seviyesi	Dalgacık Paketleri	Frekans Aralığı (Hz.)
m = 4	W _{4,0}	0-31,25
m = 4	W _{4,1}	31,25-62,5
m = 4	W _{4,2}	62,5-93,75
m = 4	W _{4,3}	93,75-125
m = 4	W _{4,4}	125-156,25
m = 4	W _{4,5}	156,25-187,5
m = 4	W _{4,6}	187,5-218,75
m = 4	W _{4,7}	218,75-250
m = 4	W _{4,8}	250-281,25
m = 4	W _{4,9}	281,25-312,5
m = 4	W _{4,10}	312,5-343,75
m = 4	W _{4,11}	343,75-375
m = 4	W _{4,12}	375-406,25
m = 4	W _{4,13}	406,25-437,5
m = 4	W _{4,14}	437,5-468,75
m = 4	W _{4,15}	468,75-500

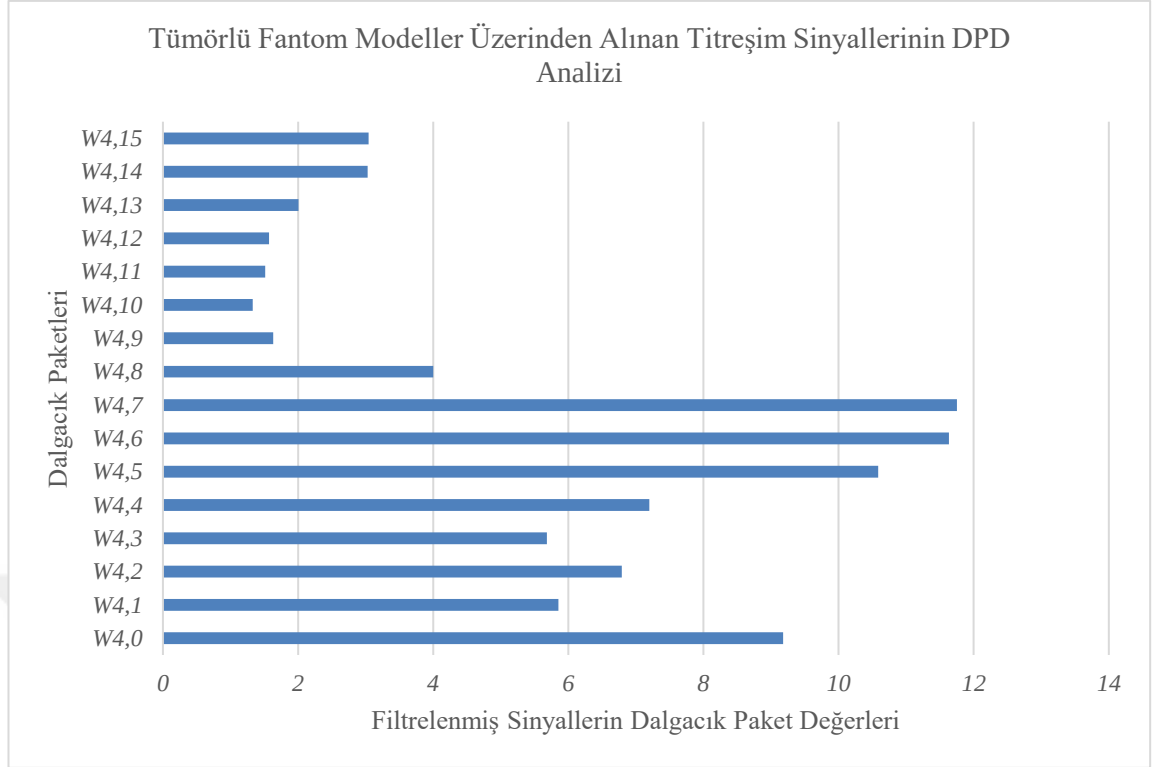
Sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 4. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde (Şekil

4.21), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4.seviye 4.pakette ($W_{4,4}$) yani 125-156,25 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir.



Şekil 4.21. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 4. Seviye DPD Analizi

Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 4.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise (Şekil 4.22), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4. Seviye 7. Paket ($W_{4,7}$) ve 4. Seviye 6. Paket ($W_{4,6}$), sırasıyla 218,75-250 Hz. ve 187,5-218,75 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı görülmektedir. Buna göre, 4. Seviyedeki dalgacık paketi analizinin sağlıklı ve tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ayırımında etkili olacağı görülmüştür.



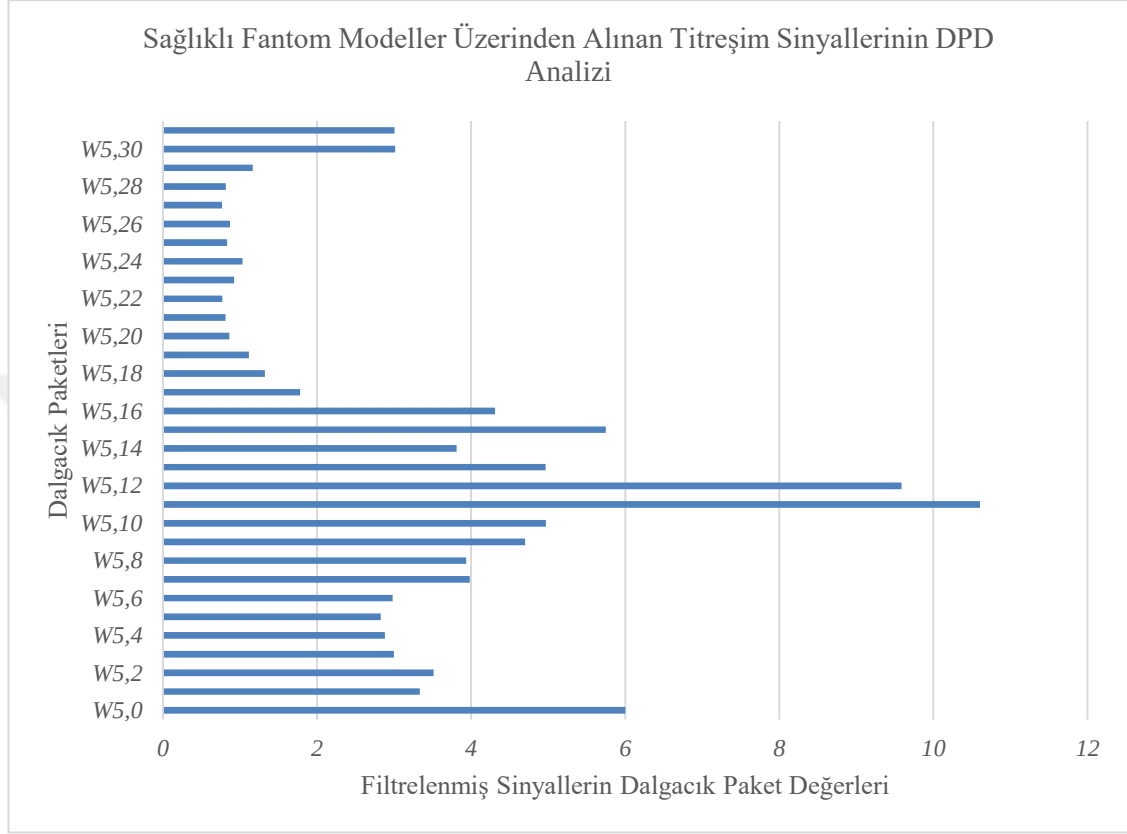
Şekil 4.22. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 4. Seviye DPD Analizi

Çizelge 4.9’da 5. seviyeye kadar açılmış olan dalgacık paketlerinin, seviye ve ilgili seviyeye ait frekans değeri aralıkları belirtilmiştir.

Çizelge 4.9. 5. Seviyede Elde Edilen Dalgacık Paketleri ve Frekans Değerleri

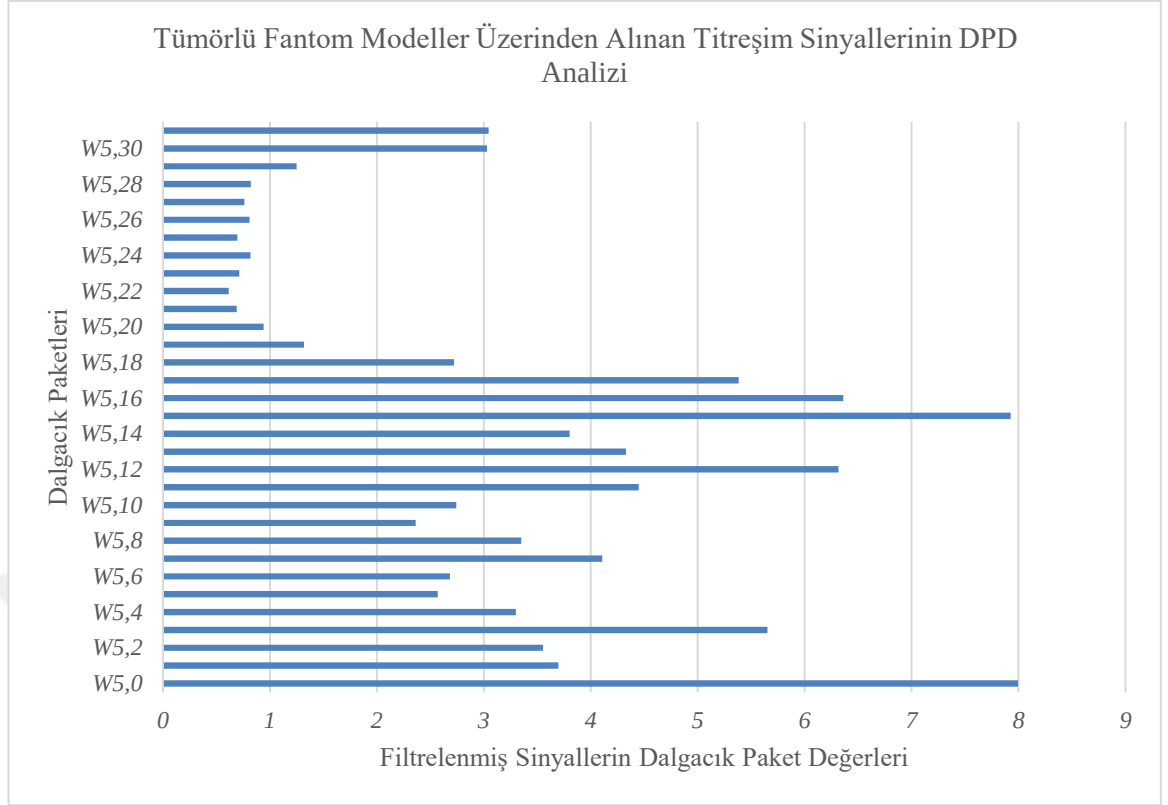
Dalgacık Seviyesi	Dalgacık Paketleri	Frekans Aralığı (Hz.)	Dalgacık Seviyesi	Dalgacık Paketleri	Frekans Aralığı (Hz.)
m = 5	W _{5,0}	0-15,625	m = 5	W _{5,16}	250-265,625
m = 5	W _{5,1}	15,625-31,25	m = 5	W _{5,17}	265,625-281,25
m = 5	W _{5,2}	31,25-46,875	m = 5	W _{5,18}	281,25-296,875
m = 5	W _{5,3}	46,875-62,5	m = 5	W _{5,19}	296,875-312,5
m = 5	W _{5,4}	62,5-78,125	m = 5	W _{5,20}	312,5-328,125
m = 5	W _{5,5}	78,125-93,75	m = 5	W _{5,21}	328,125-343,75
m = 5	W _{5,6}	93,75-109,375	m = 5	W _{5,22}	343,75-359,375
m = 5	W _{5,7}	109,375-125	m = 5	W _{5,23}	359,375-375
m = 5	W _{5,8}	125-140,625	m = 5	W _{5,24}	375-390,625
m = 5	W _{5,9}	140,625-156,25	m = 5	W _{5,25}	390,625-406,25
m = 5	W _{5,10}	156,25-171,875	m = 5	W _{5,26}	406,25-421,875
m = 5	W _{5,11}	171,875-187,5	m = 5	W _{5,27}	421,875-437,5
m = 5	W _{5,12}	187,5-203,125	m = 5	W _{5,28}	437,5-453,125
m = 5	W _{5,13}	203,125-218,75	m = 5	W _{5,29}	453,125-468,75
m = 5	W _{5,14}	218,75-234,375	m = 5	W _{5,30}	468,75-484,375
m = 5	W _{5,15}	234,75-250	m = 5	W _{5,31}	484,75-500

Sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 5. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde (Şekil 4.23), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 5. Seviye 11. Pakette ($W_{5,11}$) yani 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir.



Şekil 4.23. Sağlıklı Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 5. Seviye DPD Analizi

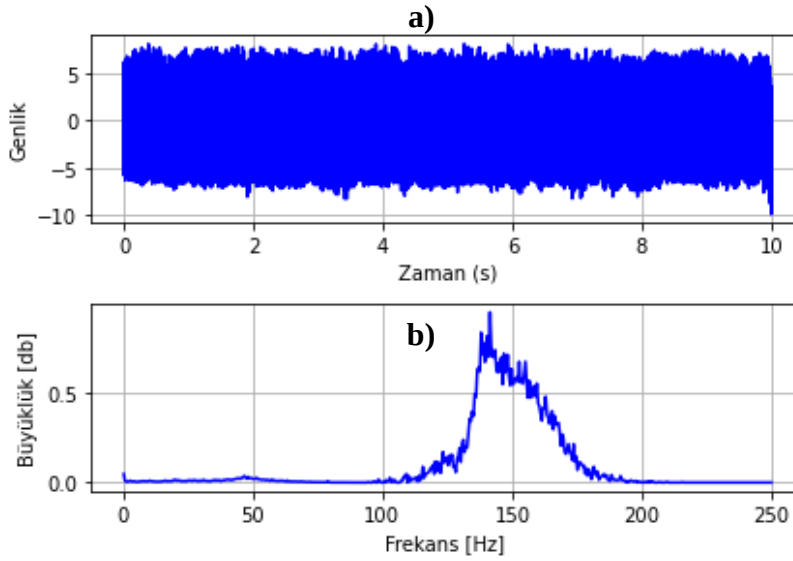
Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 5.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise (Şekil 4.24), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 5. Seviye 15. Paket ($W_{5,15}$) yani 234,75-250 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı görülmektedir. Buna göre, 5. Seviyedeki dalgacık paketi analizinin sağlıklı ve tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ayırımında etkili olabileceği söylenebilmektedir.



Şekil 4.24. Tümörlü Fantom Modeller Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin 5. Seviye DPD Analizi

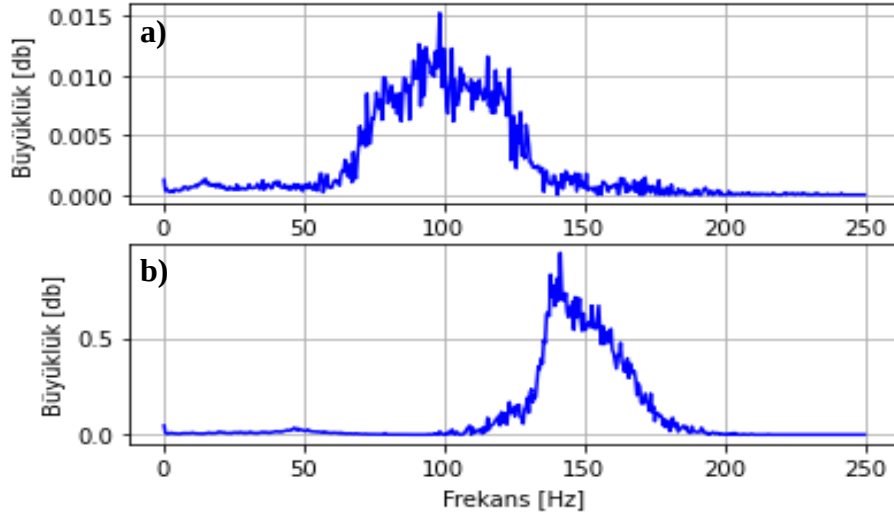
4.3.4. Hilbert Huang Dönüşümü (HHD) Analizleri

111 numaralı sinyalin zaman alanı gösterimi ve HHD ile elde edilmiş frekans alanı gösterimi Şekil 4.25'te gösterilmiştir.

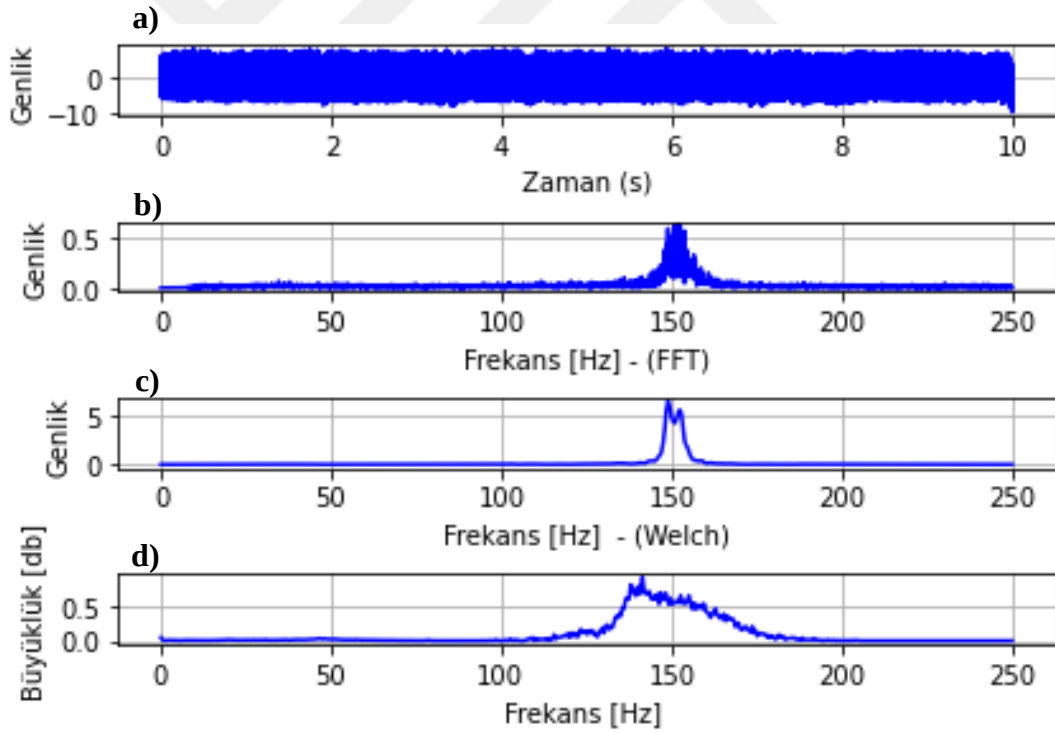


Şekil 4.25. 111 Numaralı Sinyalin **a)** Zaman Gösterimi; **b)** HHD analizi

Şekil 4.26’da 21 numaralı (sağlıklı) ve 111 numaralı (tümörlü) sinyallerin HHD gösterimleri verilmiştir.



Şekil 4.26. a) Sağlıklı; b) Tümörlü Fantom Model Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin HHD Gösterimi

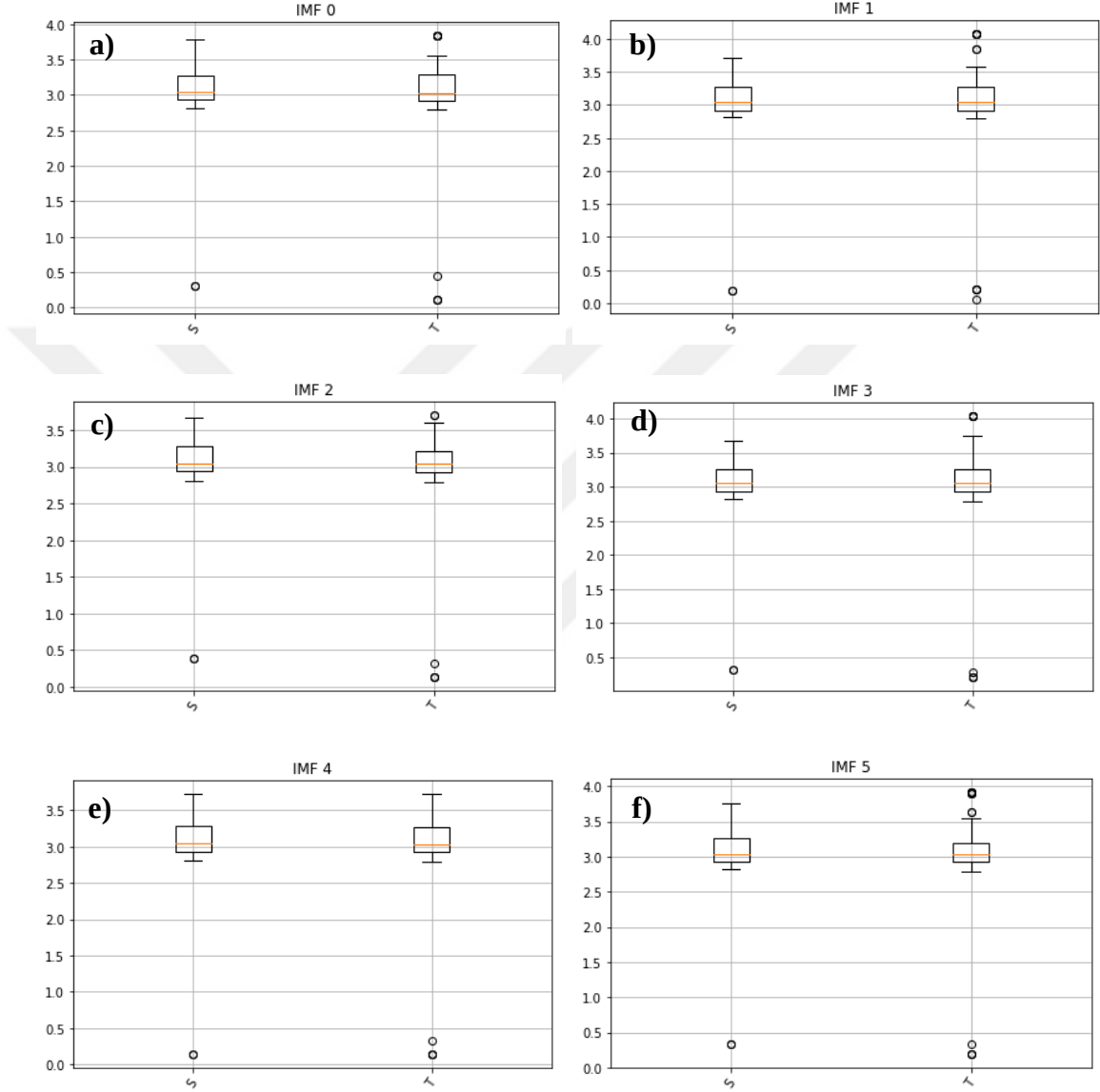


Şekil 4.27. 111 numaralı sinyalın a) Zaman Gösterimi; b) HFD Analizi; c) Welch Analizi; d) HHD Analizi

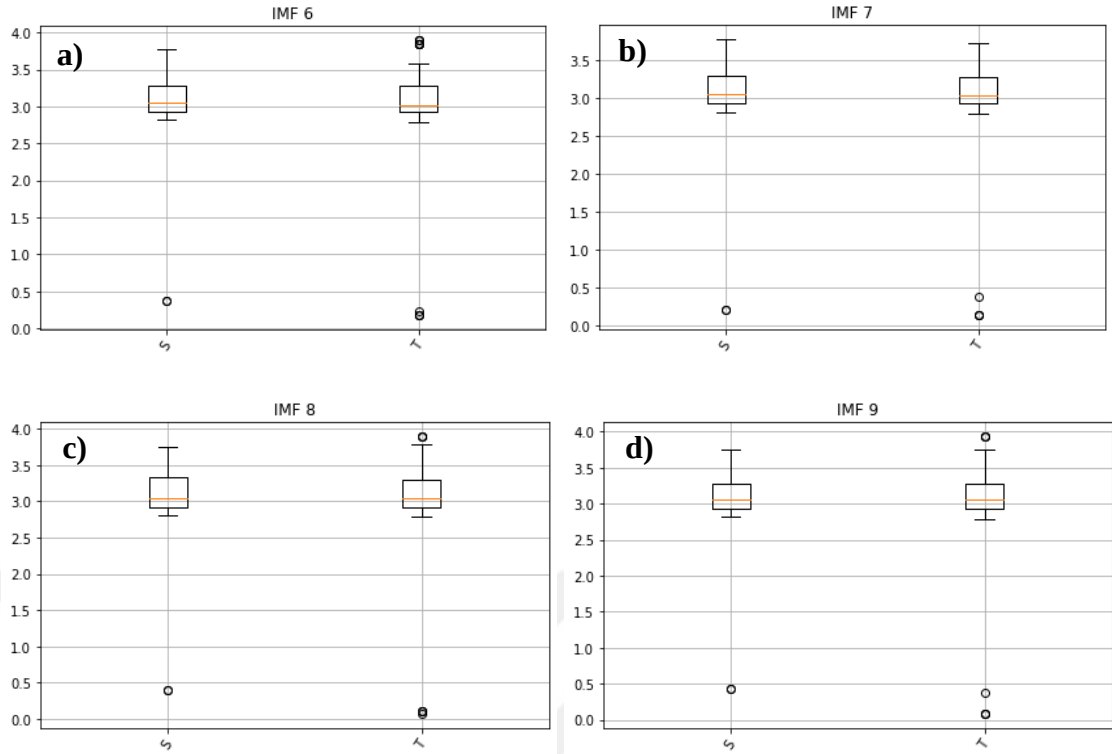
Şekil 4.27’de 111 numaralı titreşim sinyallerinin HFD, Welch ve HHD gösterimleri tek bir gösterim olarak verilmiştir.

4.3.5. Ampirik Kip Ayrıştırması (AKA) Analizleri

Veri集中的 titreşim sinyallerinin 10 seviyede ayrıştırılmış içsel mod fonksiyonları (İMF) Şekil 4.28 ve Şekil 4.29’da gösterilmiştir. Şekilde gösterilen İMF 0, en yüksek frekanslı bileşenini, İMF 9 ise en düşük frekanslı bileşeni ifade etmektedir.



Şekil 4.28. 6 Seviyeye Kadar Gerçekleştirilen İMF Analizi **a)** 0. Seviye İmf; **b)** 1. Seviye İmf; **c)** 2. Seviye İmf; **d)** 3. Seviye İmf; **e)** 4. Seviye İmf; **f)** 5. Seviye İmf



Şekil 4.29. 7. Seviyeden 10 Seviyeye Kadar Gerçekleştirilen İMF Analizi **a)** 6. Seviye İmf; **b)** 7. Seviye İmf; **c)** 8. Seviye İmf; **d)** 9. Seviye İmf

Şekil 4.28 ve Şekil 4.29’da görüleceği üzere, en yüksek frekanslı bileşen olan İMF 0’dan, en düşük frekanslı bileşen olan İMF 9’a kadar olan tüm grafikler incelendiğinde, sağlıklı ve tümörlü ayrımının AKA analizlerinden net olarak gözlemlenmediği söylenebilmektedir.

4.4. Zaman ve Frekans Analizlerinden Elde Edilen Özellik Çıkarımı

Özellik çıkarımı aşamasındaki Ki-Kare ve F-Skor, verilerin ayrıcı gücünü değerlendirmek ve en iyi özelliklerin seçiminde yardımcı olmak için kullanılan iki önemli ölçümdür.

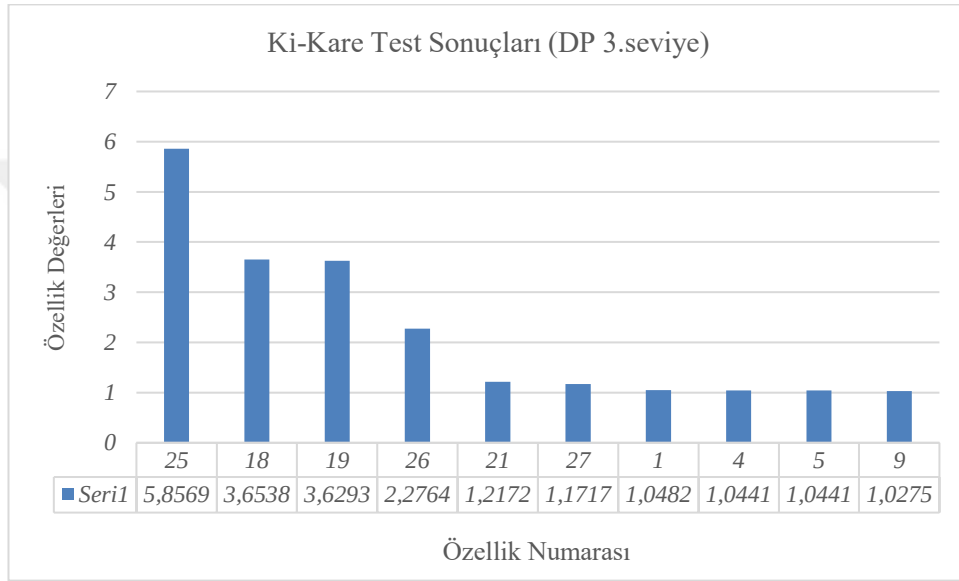
Ki-Kare testi, iki kategorik değişken arasındaki ilişkinin ne kadar güçlü olduğunu ölçmektedir. Diğer bir deyişle, iki değişkenin birbiriyle ne kadar bağımsız olduğunu göstermektedir. Bu test sonucunda elde edilen değerin düşük olması, iki değişkenin birbirinden bağımsız olma olasılığının daha yüksek olduğunu, elde edilen yüksek olması ise iki değişkenin birbiriyle ilişkili olma olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir.

F-Skor testi, iki sınıfın ortalamaları arasındaki farkın ne kadar önemli olduğunu ölçmektedir. Diğer bir deyişle, bir özelliğin bir sınıfı diğerinden ne kadar iyi ayırt edebildiğini göstermektedir. Bu değerin yüksek olması, ilgili özelliğin iki sınıfı daha iyi

ayırt edebildiğini ve bu nedenle daha fazla ayırıcı özelliğe sahip olduğunu göstermektedir.

4.4.1. Ki-Kare Test Sonuçlarının 3. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

Gerçekleştirilen zaman ve frekans alanı analizlerinden elde değerler ile oluşturulan özellik değerleri, Ki-Kare testi ile özellik çıkarımı aşamasında en iyi özelliklerin belirlenmesi amacıyla kullanılmıştır. Şekil 4.30'da 3. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare test değerleri gösterilmiştir.



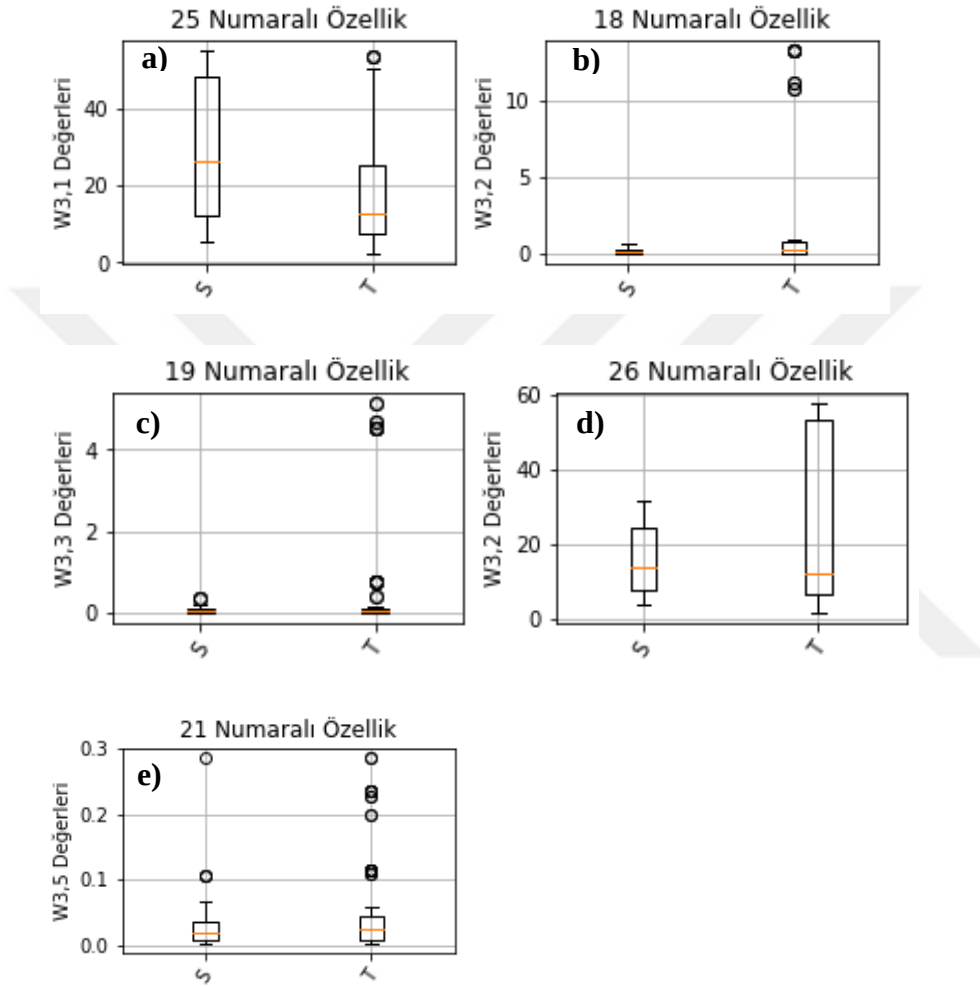
Şekil 4.30. 3. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları

Şekil 4.30'da görüldüğü gibi, en ayırıcı özelliğin 25 numaralı özellik olduğu tespit edilmiştir. Bu özellik, DPD ile elde edilmiş filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye 1. Paketini işaret etmektedir. Şekil 4.30'da gösterilen 3. Seviye DPD'ye ait özelliklerin Ki-Kare test sonuçlarından, en ayırt edici 5 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.10'da gösterilmiştir.

Çizelge 4.10. Ki-Kare Testine Göre 3. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
25	Filtrelenmiş Sinyallerin 3. Seviye 1. Paket Analizi	62,5-125
18	Filtrelenmemiş Sinyallerin 3. Seviye 2. Paket Analizi	125-187,5
19	Filtrelenmemiş Sinyallerin 3. Seviye 3. Paket Analizi	125-187,5
26	Filtrelenmiş Sinyallerin 3. Seviye 2. Paket Analizi	125-187,5
21	Filtrelenmemiş Sinyallerin 3. Seviye 5. Paket Analizi	312,5-375

Çizelge 4.10’da gösterilmiş olan Ki-Kare testine göre 3. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.31’de gösterilmiştir. Buna göre, Ki-Kare testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 25 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayrımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.31a’da açıkça gözlemlenmiştir. 25 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 18, 19, 26 ve 21 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.

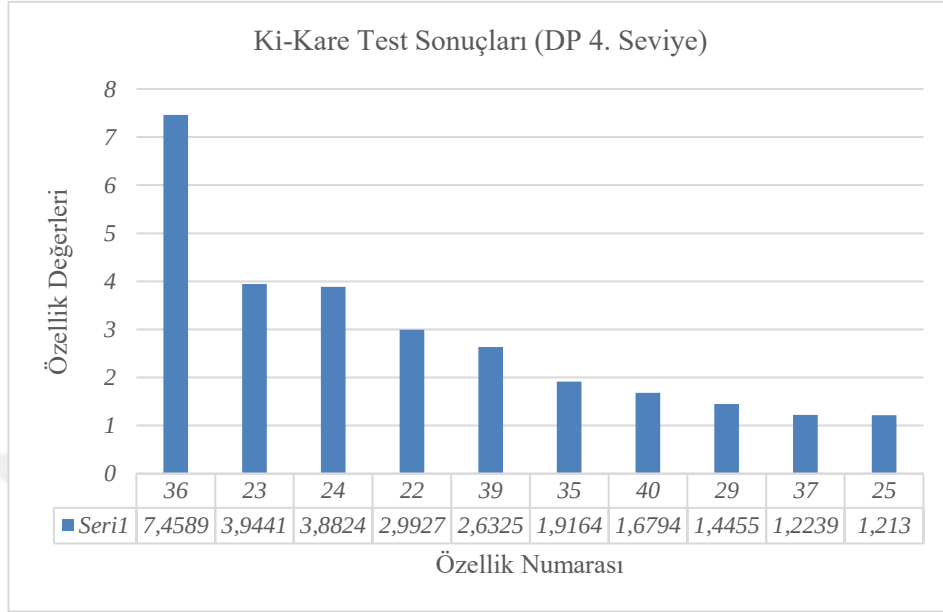


Şekil 4.31. 3. Seviye DPD’ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları **a)** 25 Numaralı Özellik; **b)** 18 Numaralı Özellik; **c)** 19 Numaralı Özellik; **d)** 26 Numaralı Özellik; **e)** 21 Numaralı Özellik

4.4.2. Ki-Kare Test Sonuçlarının 4. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

4. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektörü üzerinde, Ki-Kare testi ile gerçekleştirilen analiz sonuçlarına göre bu seviyedeki özellikler incelendiğinde en ayırt edici 10 özellik, Şekil 4.32’de belirtilmiştir. Buna göre, en ayırt edici özelliğin filtrelenmiş sinyallerin 4. Seviye 4. Paket analizindeki değerler olduğu ve bunun da özellik vektöründeki 36. Sütuna karşılık gelen 36 numaralı özellik olduğu

görülmektedir. İlgili özellik değerlerinin, frekans aralığının ise 125-156,25 Hz. olduğu belirlenmiştir.



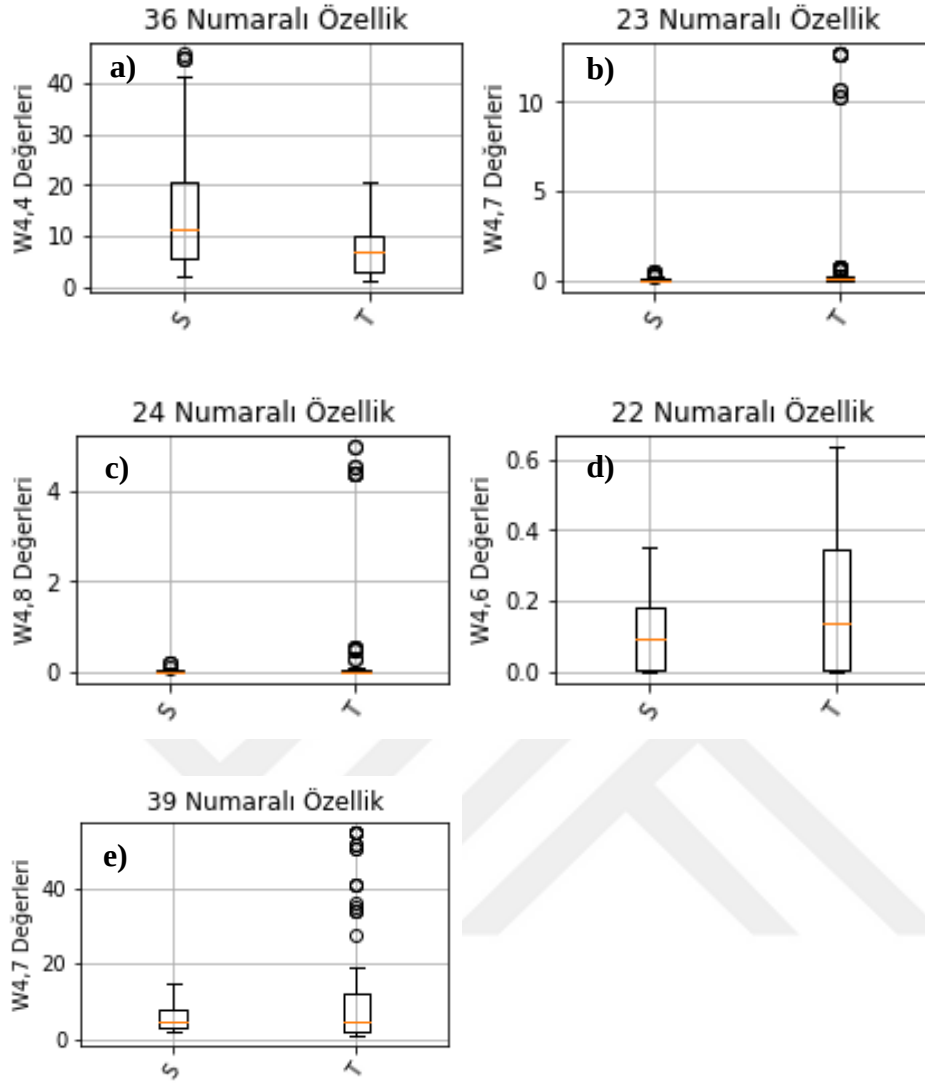
Şekil 4.32. 4. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları

Şekil 4.32’de gösterilen 4. Seviye DPD’ye ait özelliklerin Ki-Kare test sonuçlarından, en ayırt edici 5 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.11’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.11. Ki-Kare Testine Göre 4. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
36	Filtrelenmiş Sinyallerin 4. Seviye 4. Paket Analizi	125-156,25
23	Filtrelenmemiş Sinyallerin 4. Seviye 7. Paket Analizi	218,75-250
24	Filtrelenmemiş Sinyallerin 4. Seviye 8. Paket Analizi	250-281,25
22	Filtrelenmemiş Sinyallerin 4. Seviye 6. Paket Analizi	187,5-218,75
39	Filtrelenmiş Sinyallerin 4. Seviye 7. Paket Analizi	218,75-250

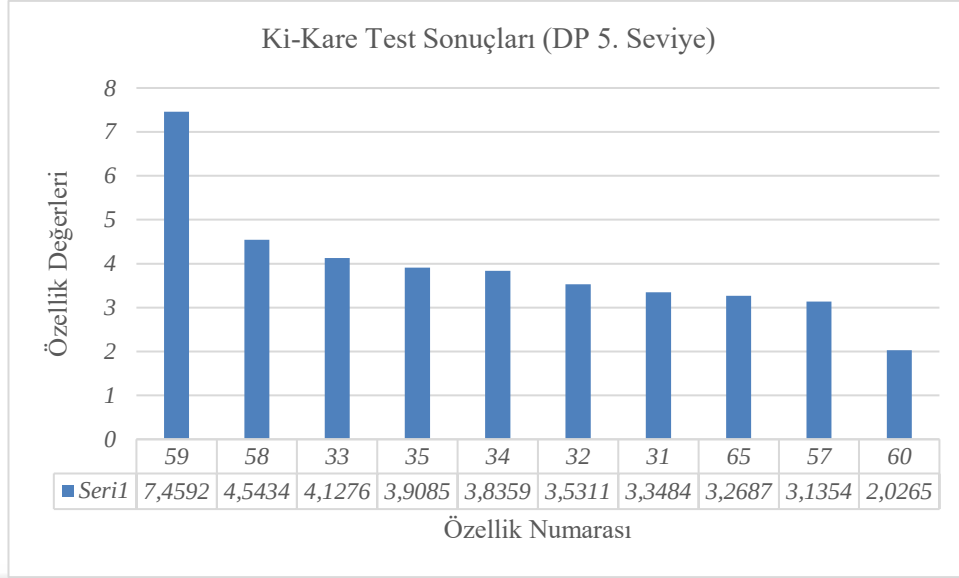
Çizelge 4.11’de gösterilmiş olan Ki-Kare testine göre 4. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.33’te gösterilmiştir. Buna göre, Ki-Kare testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 36 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayırımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.33a’da açıkça gözlemlenmiştir. 36 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 23, 24, 22 ve 39 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.33. 4. Seviye DPD’ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları **a)** 36 Numaralı Özellik; **b)** 23 Numaralı Özellik; **c)** 24 Numaralı Özellik; **d)** 22 Numaralı Özellik; **e)** 39 Numaralı Özellik

4.4.3. Ki-Kare Test Sonuçlarının 5. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

5. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektörü üzerinde, Ki-Kare testi ile gerçekleştirilen analiz sonuçlarına göre bu seviyedeki özellikler incelendiğinde en ayırt edici 10 özellik, Şekil 4.34’te belirtilmiştir. Buna göre, en ayırt edici özelliğin filtrelenmiş sinyallerin 5. Seviye 11. Paket analizindeki değerler olduğu ve bunun da özellik vektöründeki 59. sütuna karşılık gelen 59 numaralı özellik olduğu görülmektedir. İlgili özellik değerlerinin, frekans aralığının ise 171,875-187,5 Hz. olduğu belirlenmiştir.



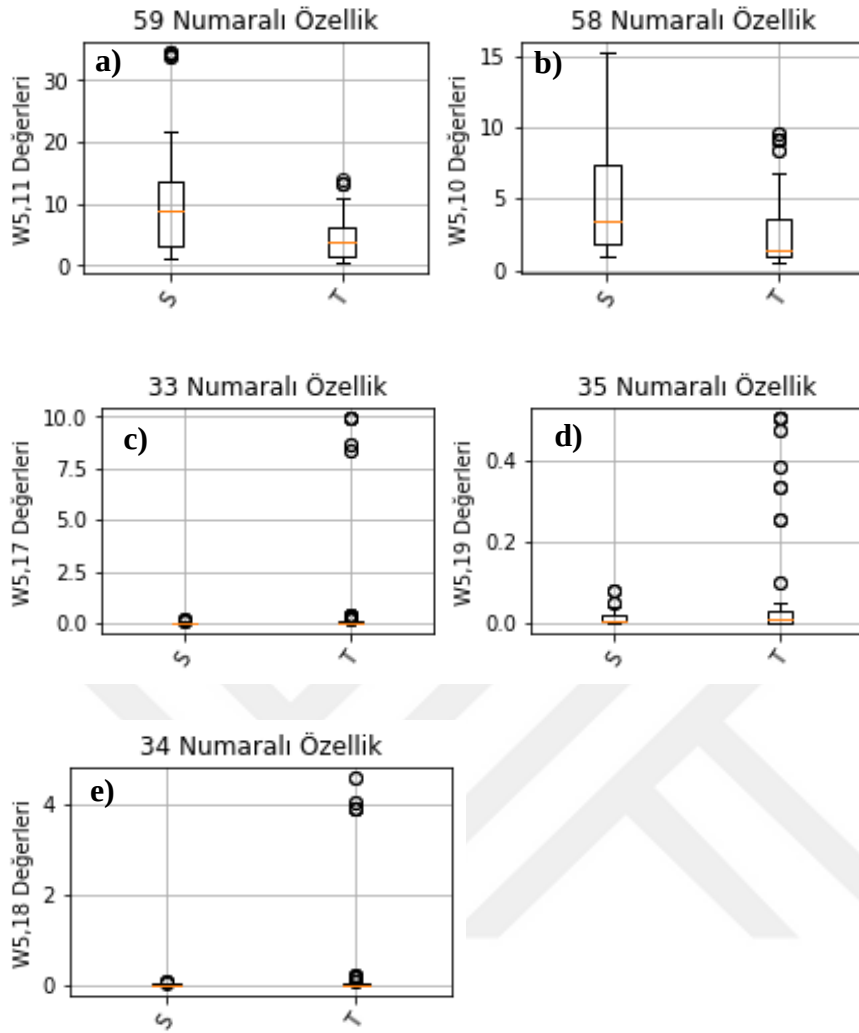
Şekil 4.34. 5. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları

Şekil 4.34'te gösterilen 5. Seviye DPD'ye ait özelliklerin Ki-Kare test sonuçlarından, en ayırt edici 5 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.12'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.12. Ki-Kare Testine Göre 5. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
59	Filtrelenmiş Sinyallerin 5. Seviye 11. Paket Analizi	171,875-187,5
58	Filtrelenmiş Sinyallerin 5. Seviye 10. Paket Analizi	156,25-171,875
33	Filtrelenmemiş Sinyallerin 5. Seviye 17. Paket Analizi	265,625-281,25
35	Filtrelenmemiş Sinyallerin 5. Seviye 19. Paket Analizi	296,875-312,5
34	Filtrelenmemiş Sinyallerin 5. Seviye 18. Paket Analizi	281,25-296,875

Çizelge 4.12'de gösterilmiş olan Ki-Kare testine göre 5. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.35'te açık bir şekilde gösterilmiştir. Buna göre, Ki-Kare testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 59 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayırımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.35a'da açıkça gözlemlenmiştir. 59 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 58, 33, 35 ve 34 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.

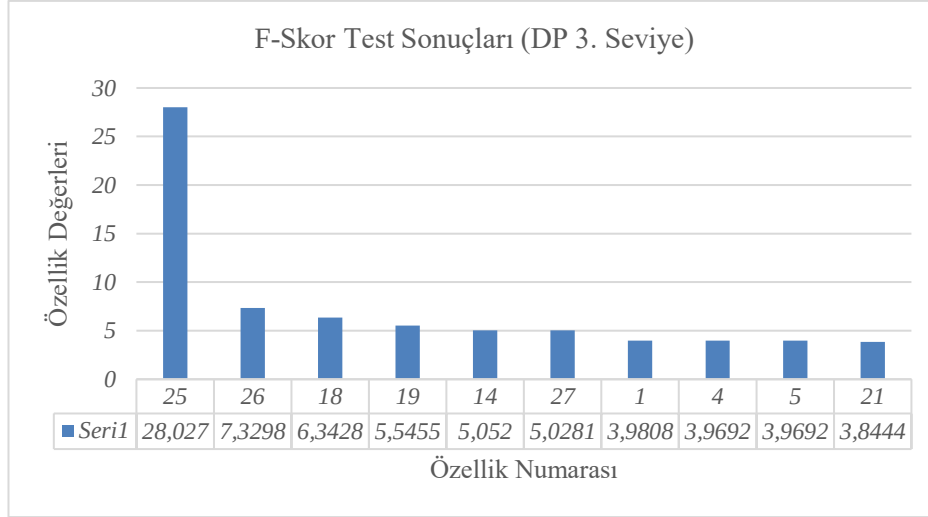


Şekil 4.35. 5. Seviye DPD’ye ait En İyi Özelliklerin Ki-Kare Test Sonuçları **a)** 59 Numaralı Özellik; **b)** 58 Numaralı Özellik; **c)** 33 Numaralı Özellik; **d)** 35 Numaralı Özellik; **e)** 34 Numaralı Özellik

4.4.4. F-Skor Test Sonuçlarının 3. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

F-Skor yöntemiyle, sağlıklı ve tümörlü olarak iki ayrı sınıfı ayırmaya yardımcı olacak özelliklerin hesaplanan skorlarını büyükten küçüğe doğru sıralanmasının ardından en üst sıradan başlanarak, 5 adet özelliğin seçilmesi şeklinde gerçekleştirilmiştir. Bu özelliklere ait değerlerin, sınıflandırma algoritmalarında sağlıklı ve tümörlü olarak ayrılan sınıfları ayırt etmek için en uygun değerler olduğu söylenebilmektedir.

F-Skor yöntemiyle, 3.seviye dalgacık paket dönüşümüyle elde edilen özellik matrisindeki değerler analiz edilmiş ve en iyi ayrımın elde edilebileceği öngörülen 5 özellik belirlenmiştir. Şekil 4.36’da F-Skor test sonuçlarına göre, özellik numaraları ve bu özelliklere ait F-skor değerleri verilmiştir.



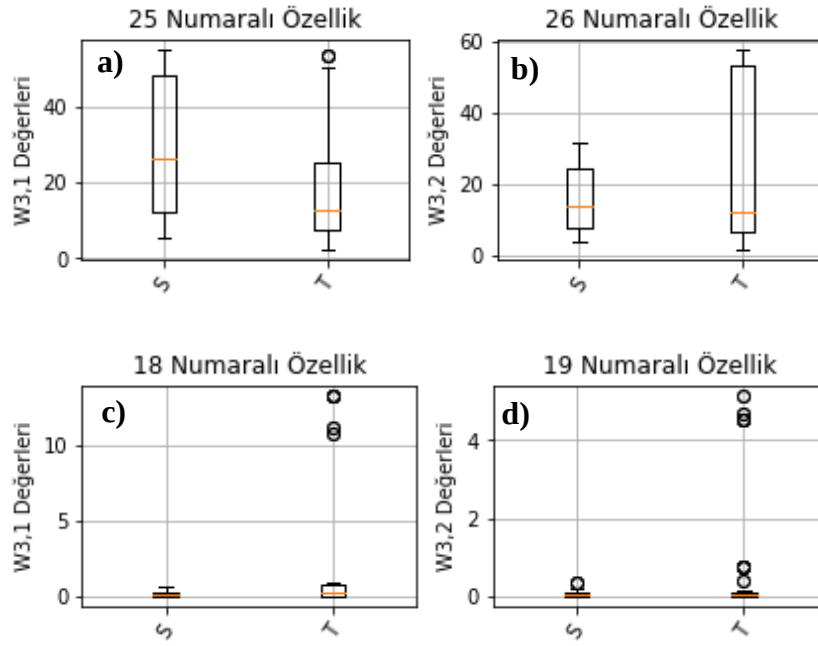
Şekil 4.36. 3. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları

Şekil 4.36’da gösterilen 3. Seviye DPD’ye ait özelliklerin F-Skor test sonuçlarından, en ayırt edici 4 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.13’te gösterilmiştir.

Çizelge 4.13. F-Skor Testine Göre 3. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
25	Filtrelenmiş Sinyallerin 3. Seviye 1. Paket Analizi	62,5-125
26	Filtrelenmiş Sinyallerin 3. Seviye 2. Paket Analizi	125-187,5
18	Filtrelenmemiş Sinyallerin 3. Seviye 1. Paket Analizi	62,5-125
19	Filtrelenmemiş Sinyallerin 3. Seviye 2. Paket Analizi	125-187,5

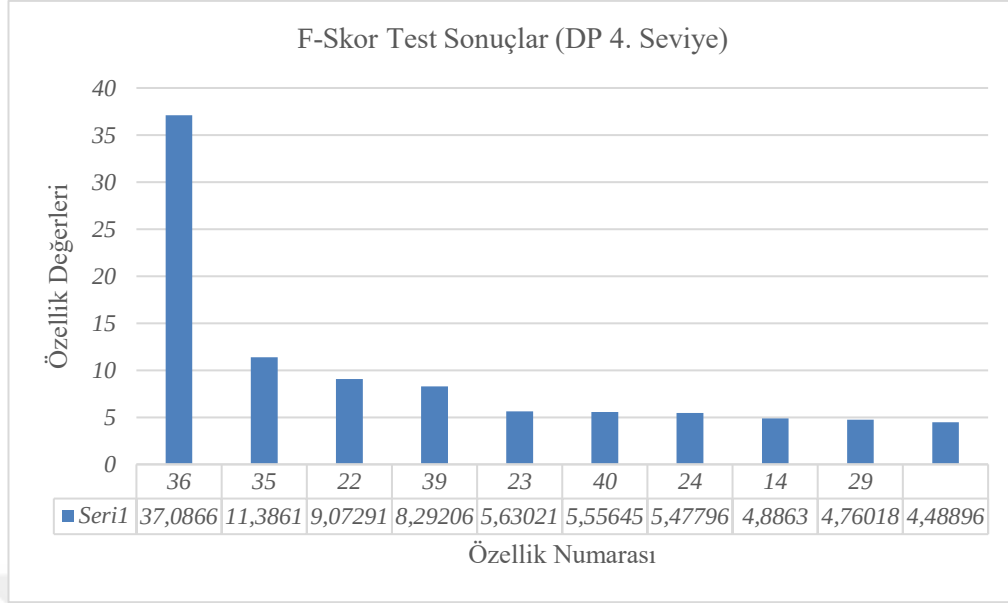
Çizelge 4.13’te gösterilmiş olan F-Skor testine göre 3. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.37’de açık bir şekilde gösterilmiştir. Buna göre, F-Skor testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 25 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayrımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.37a’da açıkça gözlemlenmiştir. 25 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 26, 18 ve 19 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.37. 3. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları **a)** 25 Numaralı Özellik; **b)** 26 Numaralı Özellik; **c)** 18 Numaralı Özellik; **d)** 19 Numaralı Özellik

4.4.5. F-Skor Test Sonuçlarının 4. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

4. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektörü üzerinde, F-Skor testi ile gerçekleştirilen analiz sonuçlarına göre bu seviyedeki özellikler incelendiğinde en ayırt edici 10 özellik, Şekil 4.38'de belirtilmiştir. Buna göre, en ayırt edici özelliğin filtrelenmiş sinyallerin 4. Seviye 4. Paket analizindeki değerler olduğu ve bunun da özellik vektöründeki 36. Sütuna karşılık gelen 36 numaralı özellik olduğu görülmektedir. İlgili özellik değerlerinin, frekans aralığının ise 125-156,25 Hz. olduğu belirlenmiştir.



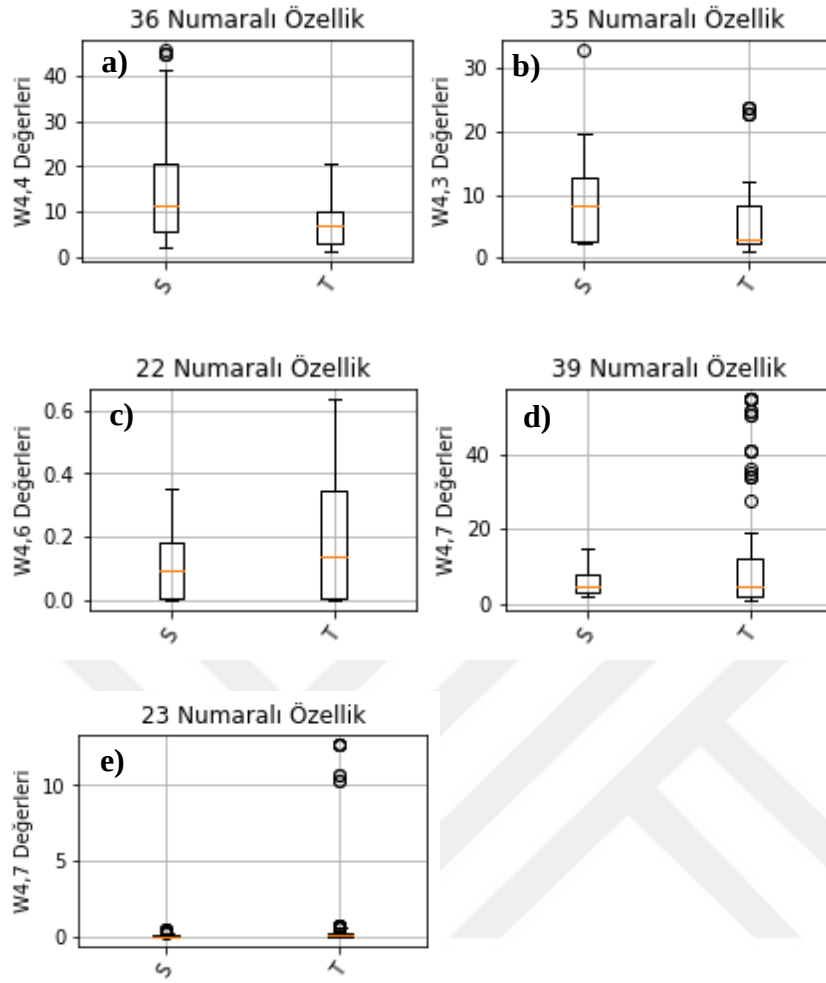
Şekil 4.38. 4. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları

Şekil 4.38’de gösterilen 4. Seviye DPD’ye ait özelliklerin F-Skor test sonuçlarından, en ayırt edici 5 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.14’te gösterilmiştir.

Çizelge 4.14. F-Skor Testine Göre 4. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
36	Filtrelenmiş Sinyallerin 4. Seviye 4. Paket Analizi	125-156,25
35	Filtrelenmiş Sinyallerin 4. Seviye 3. Paket Analizi	93,75-125
22	Filtrelenmemiş Sinyallerin 4. Seviye 6. Paket Analizi	187,5-218,75
39	Filtrelenmiş Sinyallerin 4. Seviye 7. Paket Analizi	218,75-250
23	Filtrelenmemiş Sinyallerin 4. Seviye 7. Paket Analizi	218,75-250

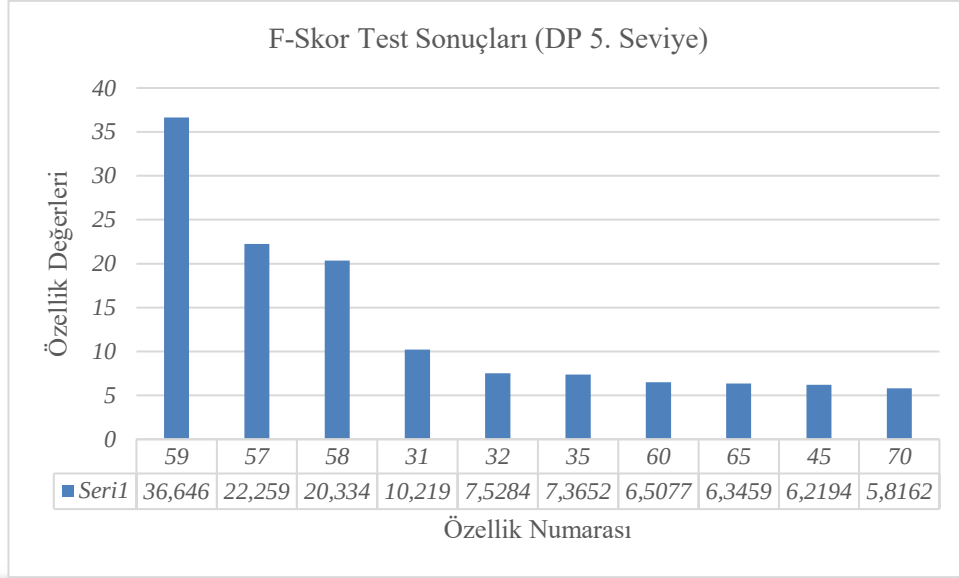
Çizelge 4.14’te gösterilmiş olan F-Skor testine göre 4. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.39’da açık bir şekilde gösterilmiştir. Buna göre, F-Skor testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 36 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayırımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.39a’da açıkça gözlemlenmiştir. 36 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 35, 22, 39 ve 23 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.39. 4. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları **a)** 36 Numaralı Özellik; **b)** 35 Numaralı Özellik; **c)** 22 Numaralı Özellik; **d)** 39 Numaralı Özellik; **e)** 23 Numaralı Özellik

4.4.6. F-Skor Test Sonuçlarının 5. Seviye Dalgacık Paketlerindeki Analizi

5. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektörü üzerinde, F-Skor testi ile gerçekleştirilen analiz sonuçlarına göre bu seviyedeki özellikler incelendiğinde en ayırt edici 10 özellik, Şekil 4.40'da belirtilmiştir. Buna göre, en ayırt edici özelliğin filtrelenmiş sinyallerin 5. Seviye 11. Paket analizindeki değerler olduğu ve bunun da özellik vektöründeki 59. sütuna karşılık gelen 59 numaralı özellik olduğu görülmektedir. İlgili özellik değerlerinin, frekans aralığının ise 171,875-187,5 Hz. olduğu belirlenmiştir.



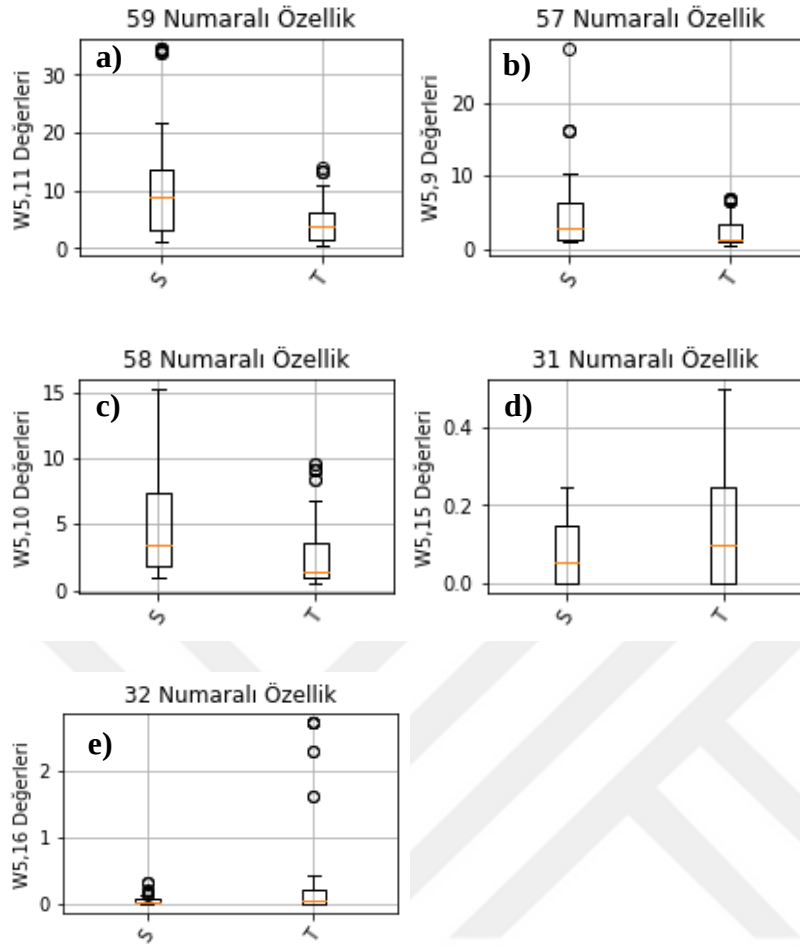
Şekil 4.40. 5. Seviye Dalgacık Paket Dönüşümüne Ait Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları

Şekil 4.40'ta gösterilen 5. Seviye DPD'ye ait özelliklerin F-Skor test sonuçlarından, en ayırt edici 5 özelliğine ait, özellik açıklamaları ve frekans aralıkları ise Çizelge 4.15'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.15. F-Skor Testine Göre 5. Seviye DPD Sonucundaki En İyi Özellikler

Özellik Numarası	Özellik Açıklaması	Frekans Aralığı (Hz.)
59	Filtrelenmiş Sinyallerin 5. Seviye 11. Paket Analizi	171,875-187,5
57	Filtrelenmiş Sinyallerin 5. Seviye 9. Paket Analizi	140,625-156,25
58	Filtrelenmiş Sinyallerin 5. Seviye 10. Paket Analizi	156,25-171,875
31	Filtrelenmemiş Sinyallerin 5. Seviye 15. Paket Analizi	234,75-250
32	Filtrelenmemiş Sinyallerin 5. Seviye 16. Paket Analizi	250-265,625

Çizelge 4.15'te gösterilmiş olan F-Skor testine göre 5. Seviye DPD sonucunda elde edilmiş olan en ayırt edici özelliklerin boxplot gösterimleri Şekil 4.41'de gösterilmiştir. Buna göre, F-Skor testine göre en ayırt edici özellik olarak belirlenen 59 numaralı özelliğin, sağlıklı ve tümörlü ayırımındaki ayırt ediciliği Şekil 4.41a'da açıkça gözlemlenmiştir. 59 numaralı özelliğin yanı sıra, özellik vektöründeki 57, 58, 31 ve 32 numaralı özellikler de sırasıyla en ayırt edici özellikler olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.41. 4. Seviye DPD'ye ait En İyi Özelliklerin F-Skor Test Sonuçları **a)** 59 Numaralı Özellik; **b)** 57 Numaralı Özellik; **c)** 58 Numaralı Özellik; **d)** 31 Numaralı Özellik; **e)** 32 Numaralı Özellik

4.5. Sınıflandırma Algoritmalarından Elde Edilen Başarı Ölçütleri

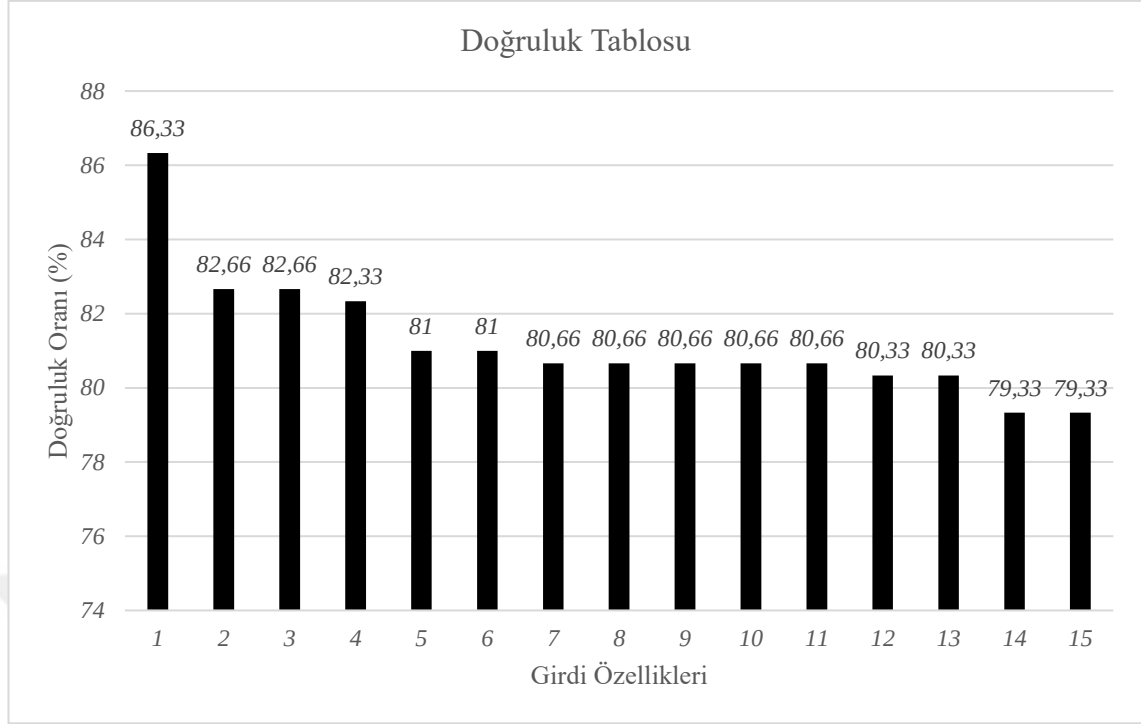
Çalışmanın son aşamasında, sağlıklı ve tümörlü meme fantom modellerinden elde edilen titreşim sinyallerinin zaman ve frekans analizlerinden elde edilen kritik özellikler, sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmıştır. Elde edilen kritik özelliklerden sağlıklı-tümörlü ayrımının en belirgin yapılabileceği özellikler ise Ki-Kare ve F-Skor testleri ile tespit edilmiş ve bu özellikler sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmıştır.

Çizelge 4.16'da sınıflandırma algoritmalarında en yüksek doğruluğun görüldüğü 15 girdi özelliği ve bu girdilerin hangi özellik vektörü değerlerine karşılık geldikleri belirtilmiştir. Buna göre en iyi sonucu veren ve doğruluk oranı 86,33% olan girdilerin filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin olduğu ve bu özelliklerin ise özellik vektöründeki 24 ile 32. Sütunlardaki değerlerden oluştuğu görülmüştür.

Çizelge 4.16. Özellik Bazlı Sınıflandırma Doğruluk Oranları

Girdi Özellikleri	Özellik Vektörü Elemanları	Özellik Vektörü Değerleri	Doğruluk Oranı (%)	Yöntem
1	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Özellikler	24-32	86,33	Adaboost
2	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	25,26,27	82,66	Adaboost
3	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	25,26,27,28	82,66	Adaboost
4	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 5. Seviyesindeki Özellikler	48-79	82,33	MLPNN
5	Filtrelenmemiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	18-22	81	Adaboost
6	Filtrelenmemiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	18-22	81	Adaboost
7	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	25,26,27	80,66	Adaboost
8	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	25,26,27	80,66	Adaboost
9	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare Testine Göre En Ayırıcı Özellikler	25,26,27	80,66	Adaboost
10	DP 4. Seviyesindeki Tüm Özellikler	0-66	80,66	LR
11	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 5. Seviyesindeki Tüm Özellikler	48-80	80,66	LR
12	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 5. Seviyesindeki Tüm Özellik Vektörü Değerleri	0-97	80,33	LR
13	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 5. Seviyesindeki Tüm Özellik Vektörü Değerleri	0-97	80,33	MLPNN
14	Filtrelenmemiş Sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Özellikler	16-24	79,33	MLPNN
15	Filtrelenmiş Sinyallerin DP 4. Seviyesindeki Özellikler	32-48	79,33	DVM

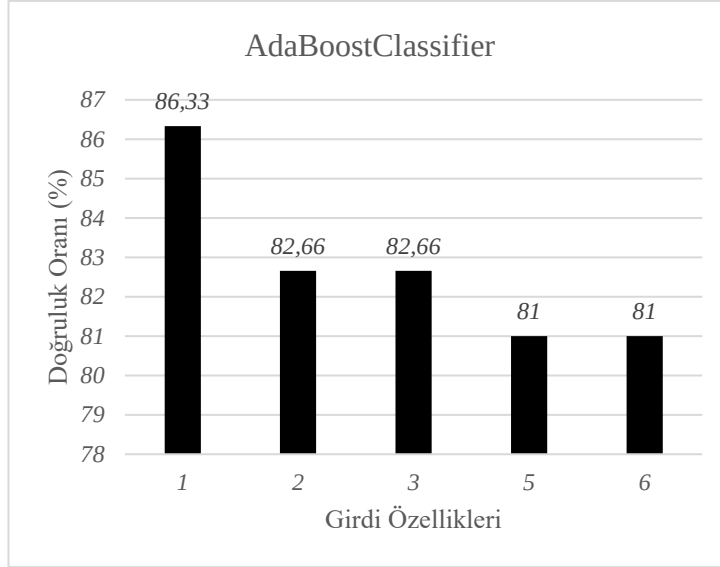
Çizelge 4.16’da görüldüğü gibi, 3. Seviye dalgacık paket dönüşümüyle elde edilen özelliklerin sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanıldığı analizlerden en başarılı sonuçların elde edildiği gözlemlenmiştir. Buna göre, Şekil 4.42’de tüm sınıflandırma algoritmalarıyla elde edilen doğruluklar gösterilmiş ve bu doğrulukların hangi girdi özelliklerine ait oldukları da ayrıca belirtilmiştir.



Şekil 4.42. Tüm Sınıflandırma Algoritmalarıyla Elde Edilen Doğruluk Tablosu

Şekil 4.42’de görüldüğü gibi, en başarılı sonucun 86,33% ile filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin girdi olarak kullanıldığı ve bu özelliklerin de özellik vektöründeki 24 ile 32. Sütunlardaki değerler olduğu sonucuna varılmıştır. En başarılı sonucun elde edildiği sınıflandırma yöntemi ise Adaboost sınıflandırma algoritmasına ait olduğu tespit edilmiştir. Doğruluk oranı en yüksek 2. sonuca bakıldığında ise, 82,66%’lık doğruluk oranı ile filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye dalgacık paket dönüşümleriyle elde edilen ve Ki-Kare testine göre en ayırıcı özellikler olan özellik vektöründeki 25, 26 ve 27. Sütunlardaki değerler olduğu görülmüştür. Bu sonucun elde edildiği sınıflandırma yöntemi de Şekil 4.43’te görüldüğü gibi Adaboost sınıflandırma algoritmasıdır.

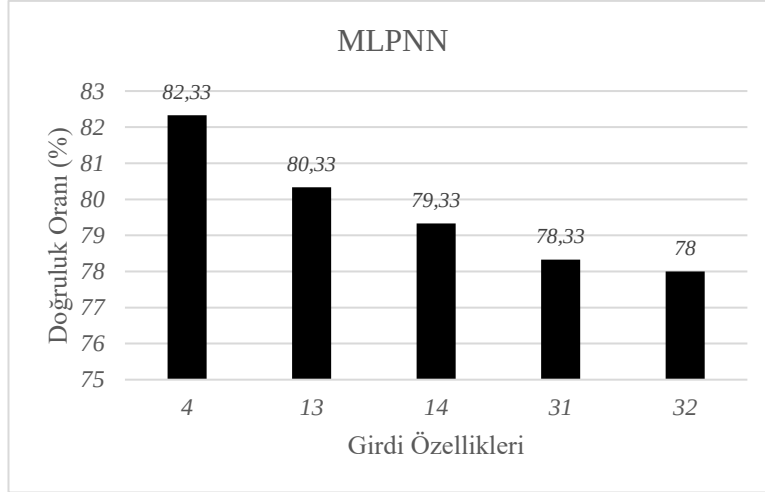
Gerçekleştirilen doktora tez çalışması kapsamında, sınıflandırma algoritmalarının başarı oranlarının gözlemlenmesinin ardından, sınıflandırma algoritmaları bazında doğruluk değerlendirmesi analizi de gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada, en yüksek başarı oranlarının tespit edildiği sınıflandırma algoritmalarının Adaboost, MLPNN, Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri olduğu görülmüştür. Yöntem bazlı doğruluk oranlarının değerlendirilmesi amacıyla, öncelikle en başarılı sınıflandırma algoritması olan Adaboost sınıflandırıcıya ait en başarılı 5 doğruluk oranının görüldüğü girdi özellikleri Şekil 4.43’te gösterilmiştir.



Şekil 4.43. Adaboost Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları

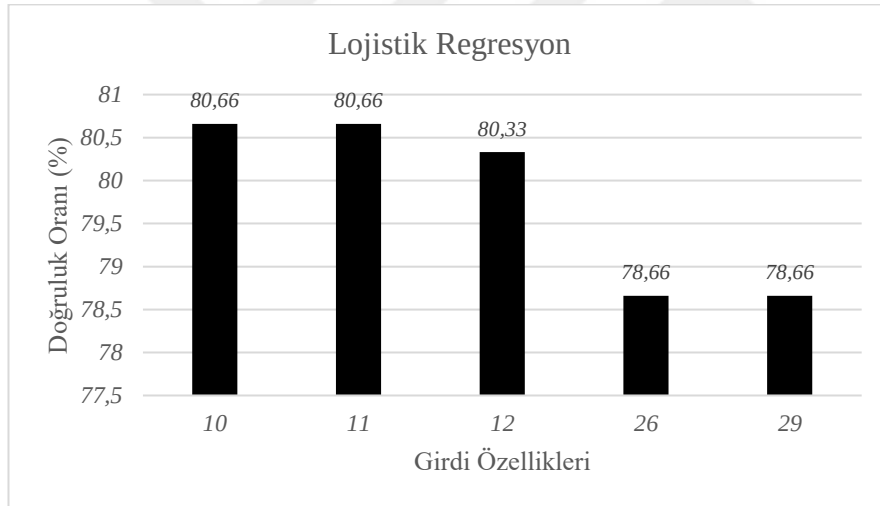
Burada görüldüğü gibi, en yüksek doğruluğun 86,33% ile filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin olduğu söylenebilmektedir. Bu analizde, Python programında kullanılan algoritma parametreleri ise; özellik seçim modeli Lojistik Regresyon, maksimum iterasyon değeri 1.000.000, maksimum özellik değeri 2, öğrenme oranı 0,1 olarak seçilmiştir. Diğer en başarılı yöntemler ise sırasıyla 82,66%'lık doğruluk oranıyla filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye dalgacık paket dönüşümüyle elde edilen özelliklerden Ki-Kare testiyle en ayırıcı özellikler olarak belirlenen özellik vektörü değerleri ve yine 82,66%'lık doğruluk oranıyla filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye dalgacık paket dönüşümüyle elde edilen özelliklerden Ki-Kare testiyle en ayırıcı özellikler olarak belirlenen 25, 26, 27, 28. Sütunlardaki değerler olduğu sonucuna varılmıştır. Bu analizlerde de algoritma parametreleri; özellik seçim modeli Lineer SVC ve $c=0,1$, maksimum iterasyon değeri 1.000.000 ve öğrenme oranı 0,1 olarak seçilmiştir.

Sınıflandırma algoritmaları bazında doğrulukların değerlendirilmesi aşamasında, MLPNN algoritmasıyla elde edilen doğruluk oranları Şekil 4.44'te gösterilmiştir. Buna göre, MLPNN algoritmasıyla elde edilen en yüksek doğruluğun 82,33% ile Çizelge 4.16'da belirtilen 4 numaralı girdi özelliklerinden olan filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 5. Seviyede elde edilen özelliklerin olduğu söylenebilmektedir. Bu analizde, özellik seçim modeli MinMaxScaler, maksimum iterasyon değeri 1.000.000 ve her biri 5 nöron içeren iki gizli katmana sahip yapay sinir ağı oluşturulmuştur. Diğer en başarılı yöntemler ise sırasıyla 80,33%'lük doğruluk oranıyla filtrelenmiş sinyallerin DP 5. Seviyesindeki tüm özellik vektörü değerleri, 79,33%'lük doğruluk oranıyla filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye dalgacık paket dönüşümüyle elde edilen özellikler olarak belirlenen 16, 17, 18, 19, 20, 21 ve 23. sütunlardaki değerler olduğu sonucuna varılmıştır (Şekil 4.44).



Şekil 4.44. MLPNN Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları

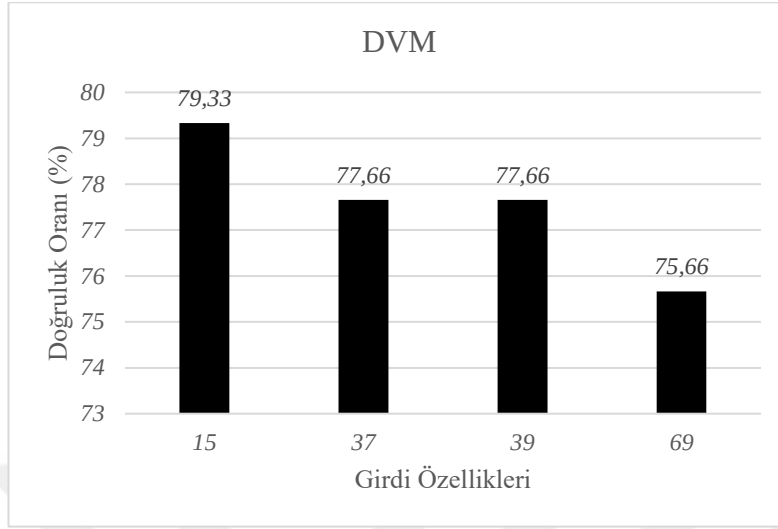
Sınıflandırma algoritmaları bazında doğrulukların değerlendirilmesi aşamasında, Lojistik Regresyon algoritmasıyla elde edilen doğruluk oranları Şekil 4.45'te gösterilmiştir.



Şekil 4.45. Lojistik Regresyon Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları

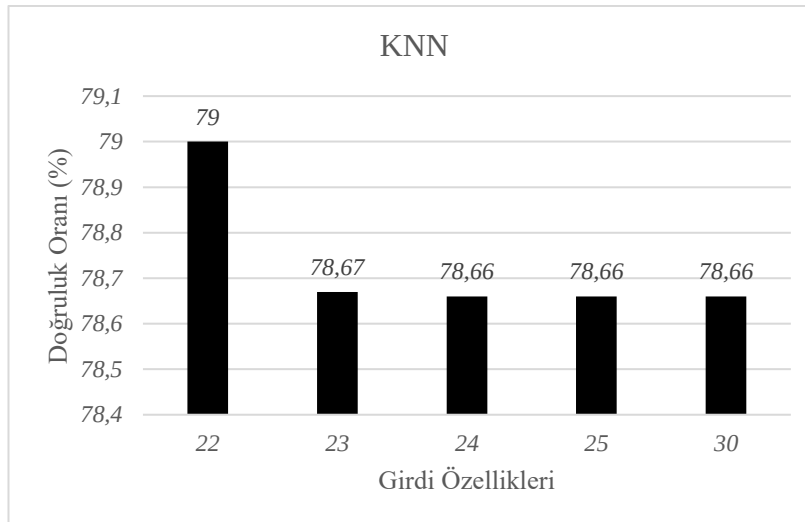
Buna göre, LR algoritmasıyla elde edilen en yüksek doğruluğun 80,66% ile Çizelge 4.16'da belirtilen dalgacık paket dönüşümünün 4. Seviyesindeki tüm özelliklerin girdi olarak kullanıldığı analizin olduğu söylenebilmektedir. Bu analizde, özellik seçim modeli Standart Scaler ve maksimum iterasyon değerinin 100.000'dir. Diğer en başarılı yöntem ise yine başarı oranı olan 80,66%'lık doğruluk oranıyla filtrelenmiş sinyallerin DP 5. Seviyesindeki tüm özellik vektörü değerlerinin girdi olarak kullanıldığı yöntemdir ve bu da özellik vektöründeki 48-80 aralığındaki sütunlara karşılık gelmektedir (Şekil 4.45).

Sınıflandırma algoritmaları bazında doğrulukların değerlendirilmesi aşamasında, DVM algoritmasıyla elde edilen doğruluk oranları Şekil 4.46’da gösterilmiştir.



Şekil 4.46. DVM Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları

Buna göre, DVM algoritmasıyla elde edilen en yüksek doğruluğun 79,33% ile Çizelge 4.16’da belirtilen 15 numaralı girdi özelliklerinden olan filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 4. Seviyede elde edilen tüm özelliklerin olduğu söylenebilmektedir. Bu analizde en yüksek doğruluğun, özellik seçim modeli MinMaxScaler ve düzenleme katsayısı olan c değeri ise 0,5 olarak alınmıştır. Çekirdek fonksiyonu olarak da ‘poly’ kullanılmıştır. Diğer en yüksek doğruluklu analizlerde de benzer parametreler kullanılmış ve Şekil 4.46’da belirtilen sırasıyla 77,66% ve 75,66% doğruluk oranları elde edilmiştir.



Şekil 4.47. KNN Sınıflandırıcı ile Elde Edilen Doğruluk Oranları

Sınıflandırma yöntemleri analizlerinden son olarak KNN algoritmasıyla elde edilen doğruluk oranları Şekil 4.47’de verilmiştir. Buna göre, KNN algoritmasıyla elde edilen en başarılı sınıflandırma doğruluk oranının 79% olduğu görülmüştür. Bu doğruluk oranı, filtrelenmemiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 5. Seviyede elde edilen tüm özelliklerinin girdi olarak kullanıldığı analiz sonucunda elde edilmiştir. Gerçekleştirilen analizde, özellik seçim modeli olarak MinMaxScaler kullanılmış ve KNN algoritmasındaki komşuluk sayısı olan $n=2$ alınmıştır. KNN yöntemiyle elde edilen doğruluk oranları incelendiğinde sırasıyla 78,67% ve 78,66% doğruluk oranlarının gözlemlendiği söylenebilmektedir.

Gerçekleştirilen doktora tez çalışmasının son aşaması olan sınıflandırma kısmında, zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen özellik vektörlerinin girdi olarak kullanıldığı ve Adaboost, MLPNN, LR, DVM ve KNN gibi makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıldığı analizler için, Python programında 91 adet farklı analiz gerçekleştirilmiş ve en başarılı sonuçlar belirtilmiştir.

5. TARTIŞMA

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik olarak gerçekleştirilen doktora tezi çalışması kapsamında, öncelikle mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarımı gerçekleştirilmiştir. Bu cihaz, mikrodenetleyici tabanlı kontrol kartı (Arduino Uno R3), MEMS tabanlı ADXL345 ivmeölçer sensörü, DC titreşim motoru ve SD karttan oluşturulmuştur. İlgili sisteme ait bağlantıların tamamlanması Akdeniz Üniversitesi Mühendislik Fakültesi bünyesinde gerçekleştirilmiş ve sistem konfigürasyonu tamamlanmıştır. Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazında yer alan titreşim motorunun çalışma gerilimi 2.5 ile 4.0 V DC aralığında olduğundan, titreşim uyarım frekansı bu aralıktaki PWM ayarıyla 100-200 Hz. aralığındaki farklı frekanslara ayarlanmıştır. DC titreşim motorunun frekansı, literatürde yer alan insan vücuduna uygulanabilir frekans aralığı olan 20-200 Hz. aralığında (Coyte vd. 2015; Ak vd. 2020) yer alacak şekilde belirlenmiştir. Bu frekans değeri, meme fantom modelleri üzerinden alınacak ölçümler öncesinde laboratuvar ortamında ölçülerek kalibre edilmiştir. Örneklem frekansı (f_s), titreşim motorunun ayarlanabileceği maksimum frekansı olan 200 Hz. de göz önünde bulundurulduğunda, Nyquist Teoremi (Shannon 1949) ve literatürdeki titreşim analiziyle ilgili yapılmış çalışmalar referans alınarak (Ak vd. 2024) 500 Hz. olarak belirlenmiş ve sistem kalibrasyonu tamamlanmıştır.

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarlanmasının ardından, çalışma kapsamında İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Biyomedikal Test Kalibrasyon Uygulama ve Araştırma Merkezi'nde laboratuvar ortamında biyolojik dokuya en yakın 3-Boyutlu meme fantom modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller sağlıklı yani tümör içermeyen ve tümör içeren meme fantom modelleri olacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Amaçlanan mekanik, elektriksel ve termal özelliklere sahip doku taklit eden fantom karışım formülleri için literatürdeki çalışmalar referans alınmıştır (Poompavai ve Sree 2018; Chen ve Shih 2013). Fantom modellerin oluşturulmasının ardından, bu modeller üzerinde belirlenen, birbirlerine 120° açı mesafesinde ve merkezdeki titreşim uyarım noktasına 3 cm. uzaklıktaki 3 adet referans noktası baz alınarak ölçümler elde edilmiştir.

Veri setinin oluşturulması aşamasında, mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazı bileşenlerinden olan DC titreşim motoru ile farklı frekanslarda uygulanan titreşim uyarımları, yine aynı cihaz bünyesindeki ADXL345 ivmeölçer sensörü ile kaydedilmiştir. Bu titreşim sinyallerinin kaydedilmesi ise C# ortamında tasarlanan bilgisayar ara yüzü ile gerçekleştirilmiştir. Veri setine kaydedilen her bir titreşim sinyali, 10 sn.'lik kayıt süresine sahip, 5000 örnekten oluşmaktadır. Veri seti toplamda 450 adet titreşim sinyalinden oluşturulmuştur. 100 Hz. titreşim uyarım frekansında, sağlıklı meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından 15'er adet, tümörlü meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından ise 30'ar adet olmak üzere toplamda 135 adet titreşim sinyali kaydedilmiştir. 160 Hz. titreşim uyarım frekansında, sağlıklı meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından 20'şer adet, tümörlü meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından ise 40'ar adet olmak üzere toplamda 180 adet titreşim sinyali kaydedilmiştir. Ve son olarak 200 Hz. titreşim uyarım frekansında, sağlıklı meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından 15'er adet, tümörlü meme fantom modellerinin 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından ise 30'ar adet olmak üzere toplamda 135 adet titreşim sinyali kaydedilmiştir. Tüm bu ölçümler, C# ortamında

tasarlanan bilgisayar ara yüzü yardımıyla kaydedilirken, hatalı ölçümler veri setinden çıkarılarak son hali verilmiştir.

Veri setinin elde edilmesinin ardından, ilgili meme fantom modellerinin rezonans frekanslarının belirlenmesi aşamasına geçilmiştir. Bu aşamada, meme dokularının titreşim analizi Comsol Multiphysics programı üzerinde gerçekleştirilmiştir. Bunu için öncelikle model ağacına bir geometri tanımlanması gerekmiştir. Bu nedenle çalışmanın deneysel kısmında kullanılan sağlıklı doku boyutlarına uyumlu 5,5 cm yarıçaplı yarım küre oluşturulmuştur. Bu geometri üzerinde daha sonra uyartım ve sensör noktalarında kullanılmak üzere ilksel noktalar eklenmiştir. “x,y,z” prizmatik koordinatları geometrinin “derinlik, genişlik, yükseklik” parametreleri olarak kabul edilmiş, küre merkezi orijin kabul edilerek geometri tamamlanmıştır. Burada uyartım noktası koordinatı ve sensör noktalarının koordinatları belirlenmiştir. Meme fantom modellerinin geometrilerinin tamamlanmasından sonra, bu dokuların oluşturulduğu malzeme tanımlama işlemi gerçekleştirilmiştir. Burada, literatürdeki benzer çalışmalar incelenerek (Chen vd. 2013), fantom dokunun Young Modülü 17.81 kPa , yoğunluğu ise 1035 kg/m^3 olarak alınmıştır. Dokunun sıkıştırılmaz özelliğe en yakın şekilde olduğu kabulü yapıldıktan sonra literatürdeki 0,3-0,5 arasındaki değerler de göz önünde bulundurularak (Al Abdi vd. 2020; Samani 2007; Teixeira vd. 2023; Griesenauer vd. 2017), ortalama bir değer olan 0.47 değeri alınmıştır. Ardından, Comsol modelinde Fizik yaklaşımı olarak Katı Cisim Mekaniği seçilerek, malzeme tam katı olarak değerlendirilmiştir ve sınır şartı olarak fantom dokunun yapılandırıldığı alt yüzeyine “fixed constraint” uygulanmıştır. Uyartım noktasındaki harmonik kuvvet noktasal yük olarak modellenmiş ve z ekseninde -0.00075 N genliğinde değer uygulanmıştır. Modelin ağ yapısı olarak serbest dörtyüzlü geometri seçilmiş ve boyut kontrolü fizik modeline bırakılmıştır. Comsol Multiphysics programında, meme fantom modelinin tamamlanmasının ardından, ilgili modellerin rezonans frekansının belirlenmesi amacıyla 1-250 Hz. aralığında 0,5 Hz. adımlarla, oluşturulan geometri denklemleri çözdürülmüş ve hangi rezonans frekansının etkili olduğu belirlenmiştir. Gerçekleştirilen çalışma kapsamında fantom meme modellerinin sonlu elemanlar analizinden elde edilen sonuçlar incelendiğinde ilgili yapının baskın rezonans frekansının 164 Hz. çevresinde olduğu tespit edilmiştir. Bu frekans değeri, sonlu elemanlar frekans cevabı grafiğiyle de ortaya konmuştur. Bu frekans değeri, meme fantom modellerinin tüm noktalarında aynı etkiyi gösteren ve en doğru analizin yapılacağı uyartım frekansı olarak göze çarpmaktadır.

Gerçekleştirilen doktora tezi çalışması kapsamında, meme fantom modellerinin rezonans frekansının belirlenmesi, elde edilen veri setindeki titreşim sinyallerinin analizi açısından kritik öneme sahiptir. Öyle ki, veri setindeki 100 ve 200 Hz.’lik titreşim sinyallerinin güç spektral yoğunluklarına bakıldığında, bu titreşim uyartımı frekanslarıyla elde edilen titreşim sinyallerindeki harmoniklerin analizi zorlaştırdığı ve sağlıklı-tümörlü fantom model ayrımını güçleştireceği görülmektedir. Ve sonuç olarak meme fantom modellerinin titreşim uyartım noktasına 160 Hz.’lik titreşim uyartımı verilerek 1, 2 ve 3 numaralı ölçüm noktalarından ADXL345 ivme ölçer sensörüyle

ölçülen titreşim sinyallerinin analizinin en doğru sağlıklı-tümörlü ayırımına yardımcı olabileceği görülmektedir.

Veri setindeki titreşim sinyallerinin analiz kısmına geçildiğinde ise, öncelikle sinyallerin zaman alanı analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu analizlerin ilk kısmında öncelikle sinyallerdeki DC bileşenlerin yok edilmesi ve frekans özelliklerinin ayırımının yapılabilmesi amacıyla ön işleme gerçekleştirilmiştir. Filtrelenmemiş sinyallerin genlik-zaman grafiğinde DC baskın olduğundan, diğer bileşenlerin ayırımının yapılamayacağı görülmüştür. Bu yüzden, veri setindeki tüm sinyallere 5 Hz. ve 10 Hz.'lik yüksek geçiren filtre uygulanarak DC bileşenler yok edilmiş ve sinyalin frekans özelliklerinin ayırımı yapılabilmesi amaçlanmıştır. 5 Hz. ve 10 Hz. yüksek geçiren IIR filtre uygulanmış sinyaller incelendiğinde, her iki filtrenin de uygun olduğu görülmesine rağmen, titreşim sinyallerindeki düşük frekansları kaybetmemek için 5 Hz. yüksek geçiren filtre seçilmiştir.

Veri setindeki titreşim sinyallerinin ön işleme aşamasının ardından, zaman alanı analiz yöntemleri olan RMS, standart sapma, skewness, kurtosis, medyan ve maksimum frekans analizlerinden faydalanılmıştır. İlk olarak, veri setindeki titreşim sinyallerinin RMS değerlerine bakılmıştır. Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde RMS değer ortalamasının 9,248, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise RMS değer ortalamasının 0,952 olduğu görülmektedir. Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde ise RMS değer ortalaması 9,366, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde RMS değer ortalamasının 1,301 olduğu görülmüştür. Buradan hareketle, filtrelenmemiş sinyallerin RMS değerlerinin sağlıklı ve tümörlü ayırımında daha etkili olduğu söylenebilmektedir. Zaman alanında gerçekleştirilen diğer analiz ise standart sapma analizidir. Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde standart sapma ortalamasının 0,981 olduğu, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise standart sapma ortalamasının 0,134 olduğu belirlenmiştir. Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde ise standart sapma değer ortalamasının 1,328, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise standart sapma değer ortalamasının ise 0,232 olduğu gözlemlenmiştir. Bu değerlerden de görüleceği üzere, standart sapma değerlerinin sağlıklı ve tümörlü doku ayırımında etkili olmadığı söylenebilmektedir.

Zaman alanında gerçekleştirilen analizlerde skewness ve kurtosis yöntemlerinden faydalanılmıştır. Sağlıklı fantom meme dokularından alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde skewness değer ortalamasının 0,294, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise skewness değer ortalamasının - (0,662) olduğu gözlemlenmiştir. Bu yöntemle elde edilen değerlerin negatif olması, ilgili sinyallerin olasılık dağılımının sola çarpık (negatif çarpıklık) olduğunu, elde edilen değerlerin pozitif olması ise ilgili sinyallerin olasılık dağılımının sağa çarpık (pozitif çarpıklık) olduğunu belirttiğinden (Kruisz vd. 2021), sağlıklı fantom meme dokularından alınan filtrelenmemiş sinyallerin sağa çarpık, filtrelenmiş sinyallerin ise sola çarpık olduğu yorumu yapılabilmektedir. Yine aynı

yöntem ile tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde skewness değer ortalamasının 0,378 olduğu, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise skewness değer ortalamasının – (0,657) olduğu belirlenmiştir. Benzer şekilde yorumlandığında sağlıklı fantom meme dokularından alınan filtrelenmemiş sinyallerin sağa çarpık, filtrelenmiş sinyallerin ise sola çarpık olduğu yorumu yapılabilmektedir. Kurtosis yönteminin sonuçlarına bakıldığında ise, sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde kurtosis değer ortalamasının – (0,716), aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise kurtosis değer ortalamasının 79,175 olduğu gözlemlenmiştir. Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde kurtosis değer ortalamasının – (0,719), aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise kurtosis değer ortalamasının 77,498 olduğu belirlenmiştir. Kurtosis yöntemiyle elde edilen değerler incelendiğinde, sağlıklı ve tümörlü ayırımında etkili olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Elde edilen titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinde kullanılan son yöntem ise medyan analizidir. Sağlıklı fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde medyan değer ortalaması 0,952 olarak gözükmemektedir. Yine sağlıklı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise medyan değer ortalamasının 3,955 olduğu gözlemlenmiştir. Tümörlü fantom meme örneklerinden alınan tüm filtrelenmemiş sinyaller incelendiğinde medyan değer ortalamasının 1,301 olduğu, aynı fantom meme dokularından alınan filtrelenmiş sinyaller incelendiğinde ise medyan değer ortalamasının 8,874 olduğu görülmüştür. Bu değerler göz önünde bulundurulduğunda, filtrelenmiş sinyallerin medyan analizlerinden sağlıklı ve tümörlü ayırımının net bir şekilde yapılabileceği görülmektedir.

Çalışma kapsamında, meme fantom modelleri üzerinden elde edilen titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinin ardından frekans alanı analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada, hızlı Fourier dönüşümü (HFD), welch, dalgacık paket dönüşümü, Hilbert Huang dönüşümü (HHD) ve ampirik kip ayrıştırması (AKA) yöntemlerinden yararlanılmıştır. Frekans alanı analizleri aşamasında, ilk olarak veri setindeki titreşim sinyallerinin hızlı Fourier Dönüşümü analizleri gerçekleştirilmiştir. HFD, sinyalin zaman alanındaki dalgalanmalarını frekans alanındaki bileşenlerine dönüştüren bir yöntemdir ve ilgili sinyalin tamamıyla ilgili frekans bilgisi vermektedir. Sağlıklı ve tümörlü meme fantom meme modelleri üzerinden alınan titreşim sinyallerinin HFD grafikleri incelendiğinde, sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bu sonuç, literatürde yer alan ve yumuşak dokuların sert dokulara göre sönümleme etkisinden dolayı oluşan farklı frekans kaybı oluşturduğu yorumunu güçlendirmektedir (Ak vd 2020; Samani vd. 2008). Ayrıca ilgili sonuçlar, çalışmanın HFD analizleri kısmındaki grafiklerle de desteklenmiştir.

Gerçekleştirilen doktora tez çalışması bünyesinde, veri setindeki titreşim sinyallerinin HFD analizlerinin yanı sıra, Welch analizleri de gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemle titreşim sinyallerinin Fourier dönüşümünü kullanarak kısa zaman pencereleri analiz edilerek ve her pencere için güç spektrumları hesaplanmıştır. Bu güç spektrumları, sinyallerin zamana bağlı frekans içeriğini gösteren bir spektrogram

oluşturmak için birleştirilmiştir. HFD analizlerine benzer şekilde, titreşim sinyallerinin Welch periodogramları incelendiğinde de, sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir ve ilgili analizler grafiklerle açık bir şekilde gösterilmiştir. Buna göre, veri setindeki 1 numaralı sağlıklı fantom meme fantom meme modelinden alınan titreşim sinyalinin Welch analizi grafiğinde pik frekans değerinin 90 Hz. civarında yoğunlaştığı, 61 numaralı tümörlü fantom meme fantom meme modelinden alınan titreşim sinyalinin Welch analizi grafiğinde ise pik frekans değerinin 140 Hz. civarında yoğunlaştığı görülmüştür. Bu da çalışma kapsamında gerçekleştirilen frekans alanı analizlerinden olan Welch yönteminin, sağlıklı ve tümörlü dokuları ayırt etmede etkili bir yöntem olduğunu göstermiştir.

Çalışmanın frekans alanı analizlerinde, kullanılan diğer bir dönüşüm yöntemi dalgacık paket dönüşümüdür. DPD, bir sinyali zaman-frekans alanında analiz etmek için kullanılan etkili bir sinyal işleme yöntemidir (Oral vd. 2022; Bilgin 2008). Bu yöntem, titreşim sinyallerini farklı seviyelerde ve frekanslarda analiz etmeyi mümkün kılmaktadır. Çalışma kapsamında ilgili titreşim sinyallerinin 3, 4 ve 5. Seviyelerdeki dalgacık paketleri incelenmiş, dalgacık çeşidi olarak db4 kullanılmış ve sinyallerin her bir paketteki analizleri gerçekleştirilmiştir. Buna göre, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3. seviye 1. pakette ($W_{3,1}$) yani 62,5-125 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı belirlenmiştir. Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise, 3.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3.seviye 2.pakette (Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise (Şekil 4.20), filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3.seviye 2.pakette ($W_{3,2}$) yani 125-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir) yani 125-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir . Bu sonuç, DPD'nin sağlıklı ve tümörlü dokuların frekans karakteristikleri hakkında açık bir ayırt edici özelliğe sahip olduğu göstermektedir. Yine aynı yöntem olan DPD ile, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin 4. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4. seviye 4. pakette ($W_{4,4}$) yani 125-156,25 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı sonucuna varılmıştır. Tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 4.seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4. Seviye 7. Paket ($W_{4,7}$) ve 4. Seviye 6. Paket ($W_{4,6}$)), sırasıyla 218,75-250 Hz. ve 187,5-218,75 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı görülmektedir. DPD'nin 5 seviyesindeki analizlere gelindiğinde, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, filtrelenmiş olanlarının 5. Seviye 11. Pakette ($W_{5,11}$) yani 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim

sinyallerinin, 5. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde ise filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 5. Seviye 15. Paket ($W_{5,11}$) yani 234,75-250 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı gözlemlenmiş ve DPD'nin sağlıklı ve tümörlü meme fantom modellerin ayırımında kullanılabilir bir yöntem olduğu görülmüştür.

Doktora tez çalışmasının frekans alanı analizlerinde, Hilbert Huang Dönüşümü yöntemi de kullanılmıştır. Bu yöntem, çok bileşenli ve periyodik olmayan sinyallerin zamanla değişen frekans özelliklerini elde etmek için kullanılan zaman-frekans analizi yöntemidir. Bu bağlamda, sağlıklı ve tümörlü meme fantom modelleri üzerinden alınan titreşim sinyallerinin HHD ile elde edilen frekans alanı analizinde, sağlıklı dokulara ait frekans-genlik grafiklerinde, frekans değerlerinin yoğunlaştığı bölge ile tümörlü dokulara ait frekans-genlik grafiklerindeki frekans değerlerinin yoğunlaştığı değerler arasında farklılıklar gözlemlenmiştir. Çalışmanın son kısmında ise, doğrusal olmayan ve durağan süreçlerden elde edilen verileri Hilbert Dönüşümü aracılığı ile anlamlı anlık frekans sağlayan basit salınımlı fonksiyona indirgeme amacıyla kullanılan AKA yöntemine başvurulmuştur. Bu yöntem, bir sinyali sifting işlemiyle elde edilen ve İçsel Mod Fonksiyonları (İMF) olarak adlandırılan bir dizi salınımsal bileşene uyarlanabilir biçimde ayrıştırmaktadır. Elde edilen her İMF, orijinal sinyalden gelen frekans bileşenlerinin bir alt kümesinden oluşan bir salınımsal sinyal olduğundan, bu noktada veri setindeki titreşim sinyalleri 10 seviyede ayrıştırılmıştır. Bu seviyeler İMF0, İMF1, İMF2, İMF3, İMF4, İMF5, İMF6, İMF7, İMF8 VE İMF9 olarak boxplot çizimleriyle detaylı olarak gösterilmiştir. Titreşim sinyallerinin 10 seviyede gerçekleştirilen AKA analizleri incelendiğinde, sağlıklı ve tümörlü dokuların ayırımında etkili olmadığı görülmüştür.

Çalışmanın son aşamasında ise zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen değerler ile özellik vektörleri oluşturulmuş ve bu özellik değerleri sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılarak, titreşim sinyallerinin sağlıklı veya tümörlü olduğuyla ilgili sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Bu noktada, en ayırıcı özelliklerin belirlenmesi probleminin çözümüne yönelik Ki-Kare ve F-Skor yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler ile özellik çıkarımı aşamasında en iyi özelliklerin belirlenmesi amaçlanmıştır (Güngör 2008; Pandis 2016; Budak 2018).

En ayırıcı özelliklerin belirlenmesi aşamasında kullanılan Ki-Kare ve F-skor testleri için DPD'nin 3, 4 ve 5. Seviyesi ve AKA'nın 10 seviyede ayrıştırılmasıyla, 3 adet farklı özellik vektörü elde edilmiştir. Bu noktada 3. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; 25 numaralı özellik olan ve filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye 1. Paket Analizine karşılık gelen 62,5-125 Hz. frekans aralığında elde edildiği görülmüştür. 4. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde ise, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; 36 numaralı özellik olan ve filtrelenmiş sinyallerin 4. seviye 4. paket analizine karşılık gelen 125-156,25 Hz. frekans aralığında elde edildiği görülmüştür. Ve son olarak 5. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen

özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde ise, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; 59 numaralı özellik olan ve filtrelenmiş sinyallerin 5. seviye 11. paket analizine karşılık gelen 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında elde edildiği belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre, en ayırt edici özelliklerin Ki-Kare ve F-Skor testlerinin her ikisinde aynı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Doktora tez çalışmasının son aşaması olan sınıflandırma kısmında ise, gerçekleştirilen zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen özellikler ve Ki-Kare ile F-Skor testleriyle belirlenen en ayırt edici özellikler, sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmış ve sağlıklı-tümörlü fantom model ayrımını gerçekleştirecek en başarılı yöntemler değerlendirilmiştir. Buna göre, sınıflandırma algoritmalarında en yüksek doğruluğun görüldüğü 15 girdi özelliği ve bu girdilerin hangi özellik vektörü değerlerine karşılık geldikleri belirlenmiştir. En yüksek doğruluk oranı 86,33% ile filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin olduğu ve bu özelliklerin 3. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektöründeki 24 ile 32 aralığındaki özellik numarasına ait değerler olduğu ve Adaboost sınıflandırma algoritmasıyla elde edildiği belirlenmiştir. En yüksek 2. Doğruluk oranının ise 82,66% ile filtrelenmiş sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare testine göre en ayırıcı özellikler olan özellik vektöründeki 25, 26 ve 27. Özellik numarasına ait değerler olduğu ve Adaboost sınıflandırma algoritmasıyla elde edildiği görülmüştür.

Çalışmanın kapsamında, en başarılı doğruluk oranlarının gözlemlenmesinin ardından, sınıflandırma algoritmaları bazında doğruluk değerlendirmesi gerçekleştirilmiştir. Buna göre, en yüksek başarı oranlarının tespit edildiği sınıflandırma algoritmalarının Adaboost, MLPNN, Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri olduğu tespit edilmiştir. Adaboost ile elde edilen yüksek başarı oranının 82,66%, MLPNN ile elde edilen en yüksek başarı oranının 82,33%, lojistik regresyon ile elde edilen başarı oranının 80,66%, destek vektör makineleri ile edilen başarı oranının 79,33% ve KNN ile elde edilen başarı oranının 79% olduğu tespit edilmiştir.

6. SONUÇLAR

Meme tümörünün erken teşhisine yönelik olarak gerçekleştirilen bu çalışma, genel olarak 3 aşamada özetlenebilir. İlk aşama olarak mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarımı gerçekleştirilmiştir. Bu cihaz bileşenleri olarak Arduino Uno R3, ADXL345 ivmeölçer sensörü, DC titreşim motoru ve SD kart kullanılmıştır. Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihaz bileşenlerinin bağlantı ve konfigürasyonunun ardından, titreşim motorunun uyartım frekansı olan 100 ve 200 Hz. aralığındaki değerlerde denenerek, optimum frekansın bulunması amaçlanmıştır. Bu değerler, meme fantom modelleri üzerinden alınacak ölçümler öncesinde laboratuvar ortamında ölçülerek kalibre edilmiştir. Örneklem frekansı (f_s), titreşim motorunun maksimum frekansı olan 200 Hz. dikkate alınarak, 500 Hz. olarak belirlenmiş ve sistem kalibrasyonu tamamlanmıştır.

Mikrodenetleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının tasarlanmasının ardından, laboratuvar ortamında biyolojik dokuya en yakın 3-Boyutlu meme fantom modelleri oluşturulmuştur. Oluşturulan fantom meme modelleri sağlıklı ve tümörlü olarak 2 ayrı sınıf olacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Bu modeller hedeflenen mekanik, elektriksel ve termal özelliklere sahip, gerçeğe en yakın dokuyu taklit eden fantom karışım formülleri ile elde edilmiş ve literatürdeki çalışmalar referans alınmıştır. Ardından, bu modeller üzerinde belirlenen, birbirlerine 120° açı mesafesinde ve merkezdeki titreşim uyartım noktasına 3 cm. uzaklıktaki 3 adet referans noktası baz alınarak ölçümler elde edilmiştir. Ölçümlerin elde edilmesi aşamasında, DC titreşim motoru ile 100-200 Hz. frekans aralığında uygulanan titreşim uyartımları ADXL345 ivmeölçer sensörü ile kaydedilmiştir. Ayrıca titreşim sinyallerinin kaydedilmesi, C# ortamında tasarlanan bilgisayar ara yüzü ile gerçekleştirilmiştir.

Veri setinin elde edilmesinin ardından, ilgili meme fantom modellerinin rezonans frekanslarının belirlenmesi ve meme dokularının titreşim analizi Comsol Multiphysics programı üzerinde gerçekleştirilmiştir. İlgili modellerin rezonans frekansının belirlenmesi amacıyla 1-250 Hz. aralığında 0,5 Hz. adımlarla, oluşturulan geometri denklemleri çözdürülmüş ve hangi rezonans frekansının etkili olduğu belirlenmiştir. Buna göre, çalışma kapsamında elde edilen meme fantom modellerinin baskın rezonans frekansının 164 Hz. çevresinde olduğu tespit edilmiştir. Bu frekans değeri, meme fantom modellerinin tüm noktalarında aynı etkiyi gösteren ve en doğru analizin yapılacağı uyartım frekansı olarak belirlenmiştir.

Veri setindeki titreşim sinyallerinin analiz kısmına geçildiğinde ise, öncelikle sinyallerdeki DC bileşenlerin yok edilmesi ve frekans özelliklerinin ayrımının yapılabilmesi amacıyla ön işleme gerçekleştirilmiştir. Ön işleme aşamasında, titreşim sinyallerindeki düşük frekansları kaybetmemek, aynı zamanda da DC bileşenleri filtrelemek amacıyla 5 Hz. yüksek geçiren IIR filtre kullanılmıştır.

Titreşim sinyallerinin analiz edilmesi ve kritik özelliklerin çıkarılması aşamasında ise öncelikle ilgili sinyallerin zaman alanı analiz yöntemleri olan RMS, standart sapma, skewness, kurtosis, medyan ve maksimum frekans analizlerinden faydalanılmıştır. Bu yöntemlerle elde edilen değerler incelendiğinde filtrelenmemiş sinyallerin RMS değerlerinin sağlıklı-tümörlü dokuları ayırt etmede öne çıktığı

görülmüştür. Ayrıca filtrelenmiş sinyallerin medyan analiz değerleriyle sağlıklı ve tümörlü ayırımının net bir şekilde yapılabileceği görülmektedir.

Çalışma kapsamında, meme fantom modelleri üzerinden elde edilen titreşim sinyallerinin zaman alanı analizlerinin ardından frekans alanı analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada, hızlı Fourier dönüşümü (HFD), welch, dalgacık paket dönüşümü, Hilbert Huang dönüşümü (HHD) ve ampirik kip ayrıştırması (AKA) yöntemlerinden yararlanılmıştır. Titreşim sinyallerinin HFD analizleri incelendiğinde, sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bu değerler ayrıca maksimum frekans analizleriyle desteklenmiştir. Titreşim sinyallerinin Welch periodrogramları incelendiğinde de, sağlıklı modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerinin, tümörlü modellerden elde edilen titreşim sinyallerinin pik frekans değerlerine göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Buna göre, HFD ve Welch yöntemlerinin, sağlıklı ve tümörlü dokuları ayırt etmede etkili bir yöntem olduğunu göstermiştir.

Çalışmanın frekans alanı analizlerinde, kullanılan diğer bir yöntem olan DPD ile, veri setindeki titreşim sinyallerinin 3, 4 ve 5. Seviyelerdeki dalgacık paketleri incelenmiş, dalgacık çeşidi olarak db4 kullanılmış ve sinyallerin her bir paketteki analizleri gerçekleştirilmiştir. Buna göre, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, 3. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 3. seviye 1. pakette ($W_{3,1}$) yani 62,5-125 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise 3.seviye 2.pakette ($W_{3,2}$) yani 125-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı görülmektedir. Yine aynı yöntem olan DPD ile, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin 4. seviyede açılmış olan dalgacık paketlerinde elde edilen sinyal değerleri incelendiğinde, filtrelenmiş olan titreşim sinyallerinin 4. seviye 4. pakette ($W_{4,4}$) yani 125-156,25 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise sırasıyla 4. Seviye 7. Paket ($W_{4,7}$) ve 4. Seviye 6. Paket ($W_{4,6}$)), sırasıyla 218,75-250 Hz. ve 187,5-218,75 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı görülmektedir. Dalgacık paket dönüşümünün 5. seviyesindeki analizlere gelindiğinde, sağlıklı fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin, filtrelenmiş olanlarının 5. Seviye 11. Pakette ($W_{5,11}$) yani 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında yoğunlaştığı, tümörlü fantom modeller üzerinden alınan titreşim sinyallerinin ise 5. Seviye 15. Paket ($W_{5,15}$) yani 234,75-250 Hz. frekans aralıklarında yoğunlaştığı gözlemlenmiştir. Buna sonuçlar DPD'nin sağlıklı ve tümörlü dokuların frekans karakteristikleri hakkında açık bir ayırt edici özelliğe sahip olduğunu göstermektedir.

Gerçekleştirilen doktora tez çalışmasının frekans alanı analizlerinde ayrıca Hilbert Huang Dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Sağlıklı ve tümörlü meme fantom modelleri üzerinden alınan titreşim sinyallerinin HHD ile elde edilen frekans alanı analizinde, sağlıklı dokulara ait frekans-genlik grafiklerinde, frekans değerlerinin yoğunlaştığı bölge ile tümörlü dokulara ait frekans-genlik grafiklerindeki frekans

değerlerinin yoğunlaştığı değerler arasında farklılıklar gözlemlenmiştir. Çalışmanın son kısmında ise, HHD aracılığı ile anlamlı anlık frekans sağlayan basit salınımlı fonksiyona indirgeme amacıyla kullanılan AKA yöntemine başvurulmuştur. Bu yöntem ile orijinal sinyalden gelen frekans bileşenlerinin bir alt kümesinden oluşan İçsel Mod Fonksiyonları (İMF) ile 10 seviyede ayrıştırılmıştır. Bu seviyeler İMF0, İMF1, İMF2, İMF3, İMF4, İMF5, İMF6, İMF7, İMF8 VE İMF9 olarak detaylı olarak gösterilmiştir. Titreşim sinyallerinin 10 seviyede gerçekleştirilen AKA analizleri incelendiğinde, sağlıklı ve tümörlü dokuların ayırımında etkili olmadığı görülmüştür.

Çalışmanın bir sonraki aşamasında ise zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen değerler ile özellik vektörleri oluşturulmuş ve bu özellik değerleri sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılarak, titreşim sinyallerinin sağlıklı veya tümörlü olduğuyla ilgili sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. Bu noktada, en ayırıcı özelliklerin belirlenmesi amacıyla Ki-Kare ve F-Skor yöntemleri kullanılmıştır. DPD'nin 3, 4 ve 5. Seviyesi ve AKA'nın 10 seviyede ayrıştırılmasıyla, 3 adet farklı özellik vektörü, bu yöntemlerle analiz edilerek en ayırıcı özellikler belirlenmiştir. Bu noktada 3. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; filtrelenmiş sinyallerin 3. Seviye 1. Paket Analizine karşılık gelen 62,5-125 Hz. frekans aralığındaki sinyal değerleriyle elde edildiği görülmüştür. 4. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde ise, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; filtrelenmiş sinyallerin 4. seviye 4. paket analizine karşılık gelen 125-156,25 Hz. frekans aralığında elde edildiği görülmüştür. Ve son olarak 5. seviye dalgacık paket dönüşümü sonucunda elde edilen özellik değerlerinin Ki-Kare ve F-Skor test değerleri incelendiğinde ise, her iki testte de en ayırt edici özelliğin; filtrelenmiş sinyallerin 5. seviye 11. paket analizine karşılık gelen 171,875-187,5 Hz. frekans aralığında elde edildiği belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre, en ayırt edici özelliklerin Ki-Kare ve F-Skor testlerinin her ikisinde de aynı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Doktora tez çalışmasının son aşaması olan sınıflandırma kısmında, gerçekleştirilen zaman ve frekans alanı analizlerinden elde edilen özellikler ve Ki-Kare ile F-Skor testleriyle belirlenen en ayırt edici özellikler, sınıflandırma algoritmalarının girdileri olarak kullanılmış ve sağlıklı-tümörlü fantom model ayırımını gerçekleştirecek en başarılı yöntemler değerlendirilmiştir. Sınıflandırma algoritmaları olarak, Adaboost, MLPNN, DVM, KNN ve LR denenmiştir. Buna göre sağlıklı ve tümörlü dokuların ayırımında en yüksek doğruluk oranı 86,33% ile filtrelenmiş sinyallerin dalgacık paket dönüşümüyle 3. Seviyede elde edilen özelliklerin olduğu ve bu özelliklerin 3. Seviye DPD ile elde edilen özellik vektöründeki 24 ile 32 aralığındaki özellik numarasına ait değerler olduğu ve Adaboost sınıflandırma algoritmasıyla elde edildiği belirlenmiştir. En yüksek 2. Doğruluk oranının ise 82,66% ile filtrelenmiş sinyallerin DP 3. Seviyesindeki Ki-Kare testine göre en ayırıcı özellikler olan özellik vektöründeki 25, 26 ve 27. Özellik numarasına ait değerler olduğu ve Adaboost sınıflandırma algoritmasıyla

elde edildiği görülmüştür. En başarılı doğruluk oranlarının gözlemlenmesinin ardından, sınıflandırma algoritmaları bazında doğruluk değerlendirmesi gerçekleştirilmiştir. Buna göre, en yüksek başarı oranlarının tespit edildiği sınıflandırma algoritmalarının Adaboost, MLPNN, Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri olduğu tespit edilmiştir. Adaboost ile elde edilen yüksek başarı oranının 82,66%, MLPNN ile elde edilen en yüksek başarı oranının 82,33%, lojistik regresyon ile elde edilen başarı oranının 80,66%, destek vektör makineleri ile edilen başarı oranının 79,33% ve KNN ile elde edilen başarı oranının 79% olduğu tespit edilmiştir.

Sonuç olarak, meme tümörünün erken teşhisine yönelik tasarlanan yapay zekâ destekli titreşim tabanlı sistem ile sağlıklı ve tümörlü meme fantom modeller üzerindeki baskın frekans bantları ve bu bantların doğruluk oranları belirlenmiştir. Böylece, tasarlanmış olan mikrodeneleyici tabanlı titreşim ölçer cihazının, sağlıklı ve tümörlü meme dokularının ayrımı hakkında bilgi vereceği araştırılmıştır. Tasarlanan bu sistemin, meme tümörünün erken teşhisine yönelik diğer yöntemlere göre insan vücuduna zarar vermeyen, noninvaziv, portatif ve ekonomik bir yöntem olması ve bu hastalık için en önemli parametre olan erken teşhisin sağlanması konusunda yardımcı olabileceği düşünülmektedir.

7. KAYNAKLAR

- Addison, P. S. 2017. The illustrated wavelet transform handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine, and Finance. CRC Press.
- Ak, M.U., Bilgin, S., Oral, O., Carlak, H.F., Derin, A.T. and Derin, N. 2020. Evaluation of Vibration Measurements on The Human Face Using Median and Maximum Frequencies. *IET Science, Measurement & Technology*, 14(8), 853-856.
- Ak, M.U., Bilgin, S., Oral, O., Cetin, E., Carlak, H.F., Derin, A.T. and Derin, N. 2019. A New System Design for Measuring Vibration Effect in Live Tissues. *2019 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO)*, IEEE, 1-4.
- Ak, M.Ü. 2019. İnsan Yüzü Üzerinden Alınan Titreşim Sinyallerinin Frekans Karakteristiklerinin İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Akdeniz Üniversitesi, Antalya, 62 s.
- Al Abdi, R.M. Deng, B., Hijazi, H.H., Wu, M. C. and S. A. 2020. Mechanical and hemodynamic responses of breast tissue under mammographic-like compression during functional dynamic optical imaging. *Biomed Opt Express* 2020, 11, (10), 5425-5441.
- Alkan, A. and Kiymik, M. K. 2006. Comparison of AR and Welch methods in epileptic seizure detection. *Journal of Medical Systems*, 30, 413-419.
- Alkhaledi, K.A. 2010. Human response to soft tissue impact. PhD Thesis, University of Nebraska, Lincoln, 128 p.
- Al-Omairi, A.M.A. 2021. Breast Cancer Detection Using Circular Microstrip Patch Antenna. Yüksek Lisans Tezi, Altınbaş Üniversitesi, İstanbul, 71 s.
- Altaf, M., Akram, T., Khan, M. A., Iqbal, M., Ch, M. M. I. and Hsu, C. H. 2022. A new statistical features based approach for bearing fault diagnosis using vibration signals. *Sensors*, 22(5).
- Amar, M.R. 2010. Estimation of mechanical properties of soft tissue subjected to dynamic impact. Master Thesis, University of Nebraska, Lincoln, 57 p.
- Anand, P., Kunnumakar, A.B., Sundaram C., Harikumar, K.B., Tharakan, S.T., Lai, O. S. Sung, B. and Aggarwal B.B. 2008. Cancer is a Preventable Disease that Requires Major Lifestyle Changes. *Pharmaceutical Research*, 25, 2097-2116.
- Ayyıldız, Z. 2021. Tıbbi Tanı Amaçlı Isıl Görüntüleme Uygulamaları İçin Doku Benzeri Fantom Ortam Tasarımı ve Karakterizasyonu. Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, İzmir, 104 s.
- Baktır, N. 2023. İstenmeyen elektronik posta sınıflandırma probleminde etkin özellik seçimi. Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Ankara, 142 s.
- Bercoff, J., Chaffai, S., Tanter, M., Sandrin, L., Catheline, S., Fink, M., Gennisson, J.L., and Meunier, M. 2003. In Vivo Breast Tumor Detection Using Transient Elastography”, *Ultrasound in Medicine & Biology*, 29(10), 1387-1396.
- Bilgin, S. 2008. Kalp Hızı Değişkenliğinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Analizi. Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, Sakarya, 156 s.
- Bilgin, S. and Akin, Z.E. 2018. Gait Pattern Discrimination of ALS Patients Using

- Classification Methods. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 26(3), 1367-1377.
- Bilgin, S., Çolak, O.H., Polat, O. and Koklukaya, E. 2009. Estimation and Evaluation of Sub-bands on LF and HF Basebands in HRV for Ventricular Tachyarrhythmia Patients. *Expert Systems with Applications*, 36(6), 10078-10084.
- Boparai, Jasmine and Milica Popović. 2022. Heterogeneous Skin Phantoms for Experimental Validation of Microwave-Based Diagnostic Tools. *Sensors*, 22.5: 1955.
- Budak, H. 2018. Özellik seçim yöntemleri ve yeni bir yaklaşım. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 22, 21-31.
- Buist DSM, Abraham L, Lee CI, et al. 2018. Breast biopsy intensity and findings following breast cancer screening in women with and without a personal history of breast cancer. *JAMA Intern Medicine*, 178:458–68.
- Cakir, M., Guvenc, M. A. and Mistikoglu, S. 2021. The Experimental Application of Popular Machine Learning Algorithms on Predictive Maintenance and The Design of IIoT Based Condition Monitoring System. *Computers & Industrial Engineering*, 151, 106948.
- Cetin, E., Bilgin, S. and Oral, O. 2019. A Walking and Balance Analysis Based on Polarography. *In the International Conference on Artificial Intelligence and Applied Mathematics in Engineering Springer*, 906-913.
- Chan, C.K., Timothy, G.F. and Yeow, C.H. 2016. Comparison of Mean Frequency and Median Frequency in Evaluating Muscle Fiber Type Selection in Varying Gait Speed Across Healthy Young Adult Individuals. *38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 1725–1728.
- Chen, R.K. and Shih, A.J. 2013. Multi-Modality Gellan Gum-Based Tissue-Mimicking Phantom with Targeted Mechanical, Electrical, and Thermal Properties. *Physics in Medicine & Biology*, 58(16), 5511.
- Conceição, R. C., Mohr, J. J. and O'Halloran, M. 2016. An Introduction to Microwave Imaging for Breast Cancer Detection. *Biological and Medical Physics Biomedical Engineering*, Cham, Switzerland, 144, 201.
- Cortes, C. and Vapnik, V. 1995. Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- Coyte, J.L., Stirling, D., Du, H., and Ros, M. 2015. Seated Whole-Body Vibration Analysis, Technologies, and Modeling: A Survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 46(6), 725-739.
- Craik, A., He, Y. and Contreras-Vidal, J.L. 2019. Deep Learning for Electroencephalogram (EEG) Classification Tasks: A Review. *Journal of Neural Engineering*, 16(3), 031001.
- Er, P.V. and Tan, K.K. 2020. Wearable Solution for Robust Fall Detection. *In Assistive Technology for The Elderly*, 81-105.
- Farahnakian, M., Razfar, M. R. and Biglari, F. R. 2015. Multi-constrained optimization

- in ultrasonic-assisted turning of hardened steel by electromagnetism-like algorithm. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 229(11), 1933-1944.
- Feng, S. 2011. An Image Based Vibration Sensor for Soft Tissue Modal Analysis in a Digital Image Elasto Tomography (DIET) System.
- Feng, S., Lotz, T., Chase, J. G. and Hann, C. E. 2010. An image based vibration sensor for soft tissue modal analysis in a digital image elasto tomography (diet) system. *In 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, (pp. 25-28). IEEE
- Fitzjohn, J., Zhou, C., Ormsby, Z., Haggars, M. and Chase, J.G. 2018. Viscous Damping in Actuated Breast Tissue to Detect Tumors in a Digital Image Elasto Tomography (DIET) System. *IFAC-PapersOnLine*, 51(27), 264-269.
- Ghosh, A.K. 2009. Introduction to measurements and instrumentation. 3. *Prentice-hall of India Private Ltd.*, New Delhi, 264-72.
- Griesenauer, R.H., Weis, J.A., Arlinghaus, L.R., Meszoely, I.M. and Miga, M.I. 2017. Breast tissue stiffness estimation for surgical guidance using gravity-induced excitation. *Phys Med Biol* 2017, 62, (12), 4756-4776.
- Güngör, M. 2008. Ki-kare testi üzerine. *Fırat Üniversitesi Doğu Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 84-89.
- Hasan, K. and Sharmin R.A. 2019. Detection and Classification of Breast Lesions Using Ultrasound-Based Imaging Modalities. *Encyclopedia of Biomedical Engineering*, Vol. 1-3, 331-348.
- Hasibuzzaman, M., Shufian, A., Shefa, R. K., Raihan, R., Ghosh, J. and Sarker, A. 2020. Vibration Measurement & analysis using arduino based accelerometer. *In 2020 IEEE Region 10 Symposium*, pp. 508-512, IEEE.
- Huang, N. E. and Wu, Z. 2008. A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies. *Reviews of geophysics*, 46(2).
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N-C, Tung C.C. and Liu, H. H. 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences*, 454.1971, 903-995.
- Kennedy, D. A., Lee, T. and Seely, D. 2009. A Comparative Review of Thermography as a Breast Cancer Screening Technique. *Integrative Cancer Therapies*, 8(1), 9-16.
- Kitamura, T. 2012. Measurement of Vibration Velocity Pattern of The Facial Surface During Phonation Using Scanning Vibrometer. *Acoustical Science and Technology*, 33(2), 126- 128.
- Kruisz, J., Rehrl, J., Hörmann-Kincses, T. R. and Khinast, J. G. 2021. Effects of signal processing on the relative standard deviation in powder feeding characterization for continuous manufacturing. *Powder Technology*, 389, 536-548.
- Kumar, K. A. and Manjunath, T. C. 2017. Vibration signal analysis using time and

- timefrequency domain. In *2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI)*. 1808-1811.
- LeCun, Y., Kavukcuoglu, K. and Farabet, C. 2010. Convolutional Networks and Applications in Vision. *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 253-256.
- Li, J., Feng, T., Xie, W., Cheng, L., Ta, D. and Cheng, Q. 2022. Hilbert-Huang Transform Based Photoacoustic Signal Analysis for Bone Assessment. In *2022 IEEE International Ultrasonics Symposium*, pp. 1-4, IEEE.
- Li MR, Liu MZ, Ge YQ, et al. 2021. Assistance by routine CT features combined with 3D texture analysis in the diagnosis of BRCA gene mutation status in advanced epithelial ovarian cancer. *Front Oncol*, 11:696780
- Lin, C. F. and Zhu, J. D. 2012. Hilbert–Huang transformation-based time-frequency analysis methods in biomedical signal applications. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, 226(3), 208-216.
- Mahesh, B. 2020. Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9, 381-386.
- Messner, E., Fediuk, M., Swatek, P., Scheidl, S., SmolleJüttner, F. M., Olschewski, H., and Pernkopf, F. 2020. Multichannel Lung Sound Classification with Convolutional Recurrent Neural Networks. *Computers in Biology and Medicine*, 122, 103831.
- Miyakawa, M., Takata, S. and Inotsume, K. 2009. Development of Non-uniform Breast Phantom and its Microwave Imaging for Tumor Detection by CP-MCT. 2009 *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2723-2726.
- Miura, S., Ishiuchi, H., Shintaku, Y., Parque, V., Torisaka, A. and Miyashita, T. 2019. Enhanced frequency analysis on a vibrated tumor with a compression cylinder. *ROBOMECH Journal*, 6(1), 1-8.
- Morillo, D.S., Ojeda, J.L.R., Foix, L.F.C. and Jiménez, A.L. 2010. An accelerometer-based device for sleep apnea screening. *IEEE Transactions On Information Technology In Biomedicine*, 14(2), 491-499.
- Murat, C., Palandoken, M., Kaya, I. and Kaya, A. 2021. A Novel ISM Band Reflector Type Applicator Design for Microwave Ablation Systems. *Electromagnetic Biology and Medicine*, 40(2), 286-300.
- Murayama, Y., Haruta, M., Hatakeyama, Y., Shiina, T., Sakuma, H., Takenoshita, S., Omata, S. and Constantinou, C.E. 2008. Development of a New Instrument for The Examination of Stiffness in The Breast Using Haptic Sensor Technology. *Sensors and Actuators A: Physical*, 143(2), 430-438.
- Nez, A., Fradet, L., Laguillaumie, P., Monnet, T. and Lacouture, P. 2016. Comparison of Calibration Methods for Accelerometers Used in Human Motion Analysis. *Medical Engineering & Physics*, 38(11), 1289-1299.
- Ng, E.Y.K. 2008. Improved Sensitivity and Specificity of Breast Cancer Thermography. *Cancer Imaging, Vol. I*, 435-444.

- Obeagu, E. I. and Obeagu, G. U. 2024. Breast cancer: A review of risk factors and diagnosis. *Medicine*, 103(3), e36905.
- Oral O., Bilgin, S. and Ak, M.U. 2022. Evaluation of Vibration Signals Measured by 3-Axis MEMS Accelerometer on Human Face using Wavelet Transform and Classifications. *Tehnički vjesnik*, 29(2), 355-362.
- Oral, O., Colak, O. and Bayhan, M.N.G. 2019. Monitoring of Tool Vibration in The Milling of Ti6Al4V with MEMS Accelerometer. *The European Journal of Science and Technology*, 17, 1134-1144.
- Orun, E. 2017. Analysis of The Fundamental Frequency and Nasal Sound in Patients With Nasal Polyps. Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 93 s.
- Osmanoğlu, Ö.U. 2021. Makine Öğrenmesi Sınıflama Algoritmalarıyla Kalp Yetersizliği Mortalitesinin Tahminlenmesi. Doktora Tezi, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, Eskişehir, 75 s.
- Özmen, H. 2021. Meme Kanserinin Erken Tespiti İçin Radar Tabanlı Mikrodalga Görüntüleme Sistemi Tasarlanması ve Gerçekleştirilmesi. Doktora Tezi, Dicle Üniversitesi, Diyarbakır, 132 s.
- Pandis, N. 2016. The chi-square test. *American journal of orthodontics and dentofacial orthopedics*, 150(5), 898-899.
- Peter, H., Podszus, T. and Wichert, P. 1987. Sleep-Related Disorders and Internal Diseases. *Springer-Verlag*, New York, 101–107
- Peter, J.H., Podszus, T. and Wichert, P. 2013. Sleep-Related Disorders and Internal Diseases. *Springer Science and Business Media*.
- Phinyomark, A., Thongpanja, S., Hu, H., Phukpattaranont, P. And Limsakul, C. 2012. The Usefulness of Mean and Median Frequencies in Electromyography Analysis. Computational Intelligence in Electromyography Analysis—a Perspective on Current Applications and Future Challenges, *Intech Open*, U.K.195–220.
- Pigorini, A., Casali, A. G., Casarotto, S., Ferrarelli, F., Baselli, G., Mariotti, M., ... and Rosanova, M. 2011. Time–frequency spectral analysis of TMS-evoked EEG oscillations by means of Hilbert–Huang transform. *Journal of neuroscience methods*. 198(2), 236-245.
- Poompavai, S. and Sree, V.G. 2018. Dielectric property measurement of the breast tumor phantom model under pulsed electric field treatment. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2(6), 608-617.
- Preeti, M., Guha, K., Baishnab, K.L., Dussarlapudi, K. and Raju, K.N. 2019. Low Frequency MEMS Accelerometers in Health Monitoring-A Review Based on Material and Design Aspects. *Materials Today: Proceedings*, 18, 2152- 2157.
- Samani A., Zubovits, J. and Plewes, D. 2007. Elastic Moduli of Normal and Pathological Human Breast Tissues: An Inversion-Technique-Based Investigation of 169 Samples. *Physics in Medicine and Biology*, 52, 1565.
- Saroğlu, H.E., Shaye, I., Saoud, B., Azmi, M.H., El-Saleh, A.A., Saad, S. A. and Alnakhli, M. 2024. Machine learning, iot and 5g technologies for breast cancer

- studies: A review. *Alexandria Engineering Journal*, 89, 210-223.
- Sevli, O. 2019. Göğüs Kanseri Teşhisinde Farklı Makine Öğrenmesi Tekniklerinin Performans Karşılaştırması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 16, 176-185.
- Shannon, C.E. 1949. Communication in The Presence of Noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1), 10-21.
- Summers, R.M., Lotz, T.F., Van Ginneken, B., Muller, N., Hann, C.E. and Chase, J.G. 2011. Minimal elastographic modeling of breast cancer for model based tumor detection in a digital image elasto tomography (DIET) system. *In Medical Imaging 2011: Computer-Aided Diagnosis*, 2011.
- Susanto, A., Yamada, K., Tanaka, R., Handoko, Y. A. and Subhan, M. F. 2020. Chatter identification in turning process based on vibration analysis using Hilbert-Huang transform. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 14(2), 6856-6868.
- Şeker, D. 2021. MFCC Destekli Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Fokal/Non-Fokal EEG Kayıtlarının Sınıflandırılması. Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi, Diyarbakır, 67 s.
- Teixeira, A.M. and Martins, P. 2023. A review of bioengineering techniques applied to breast tissue: Mechanical properties, tissue engineering and finite element analysis. *Front Bioeng Biotechnol* 2023, 11, 1161815.
- Tonner, P.H. and Bein, B. 2006. Classic Electroencephalographic Parameters: Median Frequency, Spectral Edge Frequency etc. *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*, 20(1), 147-159.
- Torvinen, S., Kannus, P., Sievänen, H., Järvinen, T.A.H., Pasanen, M., Kontulainen, S., Järvinen T.L.N., Järvinen, M., Oja P. and Vuori, I. 2002. Effect of a Vibration Exposure on Muscular Performance and Body Balance. *Clinical Physiology and Functional Imaging*, 22(2), 145–152.
- Tosun, M. and Çetin, O. 2021. Ampirik Mod Ayırıştırması ve Welch Yöntemini Kullanarak Dört Sınıflı Motor Hayali EEG Sinyallerinin Derin Öğrenme ile Sınıflandırılması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (26), 284-288.
- Quinn, A.J., Lopes-dos-Santos, V., Dupret, D., Nobre, A.C. and Woolrich, M.W. 2021. EMD: empirical mode decomposition and Hilbert-Huang spectral analyses in Python. *Journal of open source software*, 6(59).
- Valero, M., Li, F., Zhao, L., Zhang, C., Garrido, J. and Han, Z. 2021. Vibration Sensing-Based Human and Infrastructure Safety/Health Monitoring: A Survey. *Digital Signal Processing*, 114, 103037.
- WHO, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>. (Accessed 4 January 2023), 2023
- Anonymous 1, 2023 www.precisionmicrodrives.com/product/datasheet/310-10310mm-vibration-motor-3mm-type-datasheet.pdf, accessed 01 December 2023.
- Yanxi, R. and Qingxia, L. 2010. Implementation of Human Vibration Test and Evaluation System Based on A Virtual Instrument. *International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering*, 2430-2435.
- Yardim, C., Michalopoulou, Z.H. and Gerstoft, P. 2011. An Overview of Sequential

- Bayesian Filtering in Ocean Acoustics. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 36(1), 71-89.
- Yavuz, U.Ş. 2012. İnsan Kasında İvme Sensörleri ile Ölçülen Elektromekanik Gecikmenin Araştırılması. Doktora Tezi, Ege Üniversitesi, İzmir, 92 s.
- Zhang, S., Li, X., Zong, M., Zhu, X. and Cheng, D. 2017. Learning k for KNN Classification. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 8(3), 1-19.
- Zhang, Z., Li, Y., Wu, W., Chen, H., Cheng, L. and Wang, S. 2021. Tumor Detection Using Deep Learning Method in Automated Breast Ultrasound. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102677.
- Zhi-Fei, Z., Zhong, X. and Yansong, H. 2009. Design of Measurement and Evaluation System for Human Exposure to Mechanical Vibration. 9. *International Conference on Electronic Measurement & Instruments*, 504-508.
- Zhou, C., Chase, J.G., Ismail, H., Signal, M.K., Haggars, M., Rodgers, G.W. and Pretty, C. 2018. Silicone Phantom Validation of Breast Cancer Tumor Detection Using Nominal Stiffness Identification in Digital Imaging Elasto- Tomography (DIET). *Biomedical Signal Processing and Control*, 39, 435-447.
- Zhou, C., Chase, J.G., Ismail, Rodgers, G.W., Pretty, C., Signal, M. and Haggars, M. 2017. A Surface Vibration-based Method for Tumor Detection of Women Breast in a DIET System. *Procedia Engineering*, 199, 310-315.
- Zong, C. and Chetouani, M. 2009. Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. In *2009 IEEE international symposium on signal processing and information technology (ISSPIT)*, pp. 334-339, IEEE.
- Junoh, A.K. and Mansor, M.N. 2012. Safety System Based on Linear Discriminant Analysis. *2012 International Symposium on Instrumentation & Measurement, Sensor Network and Automation (IMSNA)*, Vol:1, pp. 32-34.
- Fielding, A. 2000. Cluster and Classification Techniques for the Biosciences, Cambridge University Press.
- Abdi, H. and L.J. Williams. Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics* 2.4 (2010): 433-459.

ÖZGEÇMİŞ

Mehmet Ümit AK

ÖĞRENİM BİLGİLERİ

Doktora	Akdeniz Üniversitesi
2019-2024	Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Yüksek Lisans	Akdeniz Üniversitesi
2017-2019	Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Antalya
Yüksek Lisans	Akdeniz Üniversitesi
2015-2018	Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme (Tezsiz) Bölümü, Antalya
Lisans	Uludağ Üniversitesi
2006-2010	Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bursa

MESLEKİ VE İDARİ GÖREVLER

Öğretim Görevlisi	Antalya Bilim Üniversitesi
2022-Devam Ediyor	Meslek Yüksekokulu, Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Antalya
Elektrik-Elektronik Mühendisi	Schneider Elektrik, Antalya
2016-2021	
Elektrik-Elektronik Mühendisi	Klemsan Elektronik A.Ş., Antalya
2014-2016	
Elektrik-Elektronik Mühendisi	Elektro Elektronik A.Ş., İstanbul
2012-2013	

ESERLER

Uluslararası hakemli dergilerde yayımlanan makaleler

- 1- Oral O., Bilgin, S. and **Ak, M.U.** 2022. Evaluation of Vibration Signals Measured by 3-Axis MEMS Accelerometer on Human Face using Wavelet Transform and Classifications. *Tehnički vjesnik*, 29(2), 355-362. Doi: 10.17559/TV-20210820150837
- 2- **Ak, M.U.**, Bilgin, S., Oral, O., Carlak, H.F., Derin, A.T. and Derin, N. 2020. Evaluation of Vibration Measurements on The Human Face Using Median and Maximum Frequencies. *IET Science, Measurement & Technology*, 14(8), 853-856.
- 3- Irim, Y., Carlak, H. F., **Ak, M.Ü.**, Bilgin, S. And Oral, O. 2020. Evaluation of facial tissue characteristics by utilising vibration signals using thermal imaging. *IET Science, Measurement & Technology*, 14(10), 997-1002.

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

- 1-**Ak M.U.**, Bilgin, S., Oral, O., Cetin, E., Carlak, H.F., Derin, N. and Derin, A.T. 2019 Median and Maximum Frequency Analysis of Vibration Signals on Human Face. International Conference on Research in Engineering and Technology, Barcelona, Spain.
- 2- **Ak, M.U.**, Bilgin, S., Oral, O., Cetin, E., Carlak, H.F., Derin, A.T. and Derin, N. 2019. A New System Design for Measuring Vibration Effect in Live Tissues. 2019 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO), IEEE, 1-4.