

**T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



**AKUSTİK SİNYALLERİN ANALİZİ VE ELEKTRİK
MOTORLARINDA ARIZA TEŞHİSİ**

İrfan Giray ERDOĞDU

Yüksek Lisans Tezi

ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Telekomünikasyon Bilim Dalı

OCAK 2022

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

**AKUSTİK SINYALLERİN ANALİZİ VE ELEKTRİK
MOTORLARINDA ARIZA TEŞHİSİ**

Tez Yazarı

İrfan Giray ERDOĞDU

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Ayhan AKBAL

OCAK 2022

ELAZIĞ

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Başlığı: Akustik Sinyallerin Analizi Ve Elektrik Motorlarında Arıza Teşhisi
Yazarı: İrfan Giray ERDOĞDU
İlk Teslim Tarihi: 24.12.2021
Savunma Tarihi: 27.01.2022

TEZ ONAYI

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına göre hazırlanan bu tez aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından değerlendirilmiş ve akademik dinleyicilere açık yapılan savunma sonucunda OYBİRLİĞİ ile kabul edilmiştir.

Danışman:	Dr. Öğr. Üyesi Ayhan AKBAL Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi	<i>İmza</i> Onayladım
Başkan:	Doç. Dr. Türker TUNCER Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi	Onayladım
Üye:	Dr. Öğr. Üyesi Ahmet GÜNER Bingöl Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi	Onayladım

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunun/...../20..... tarihli toplantısında tescillenmiştir.

İmza
Prof. Dr. Kürşat Esat ALYAMAÇ
Enstitü Müdürü

BEYAN

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım “Akustik Sinyallerin Analizi Ve Elektrik Motorlarında Arıza Teşhisi” Başlıklı Yüksek Lisans Tezimin içindeki bütün bilgilerin doğru olduğunu, bilgilerin üretilmesi ve sunulmasında bilimsel etik kurallarına uygun davrandığımı, kullandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi, maddi ve manevi desteği olan tüm kurum/kuruluş ve kişileri belirttiğimi, burada sunduğum veri ve bilgileri unvan almak amacıyla daha önce hiçbir şekilde kullanmadığımı beyan ederim.

27.01.2022

İrfan Giray ERDOĞDU



ÖNSÖZ

Elektrik motorları hayatın her alanında yer almakta ve teknolojinin gelişme hızı ile orantılı şekilde kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır. Endüstriyel sektörün vazgeçilmezi olan motorların sağlıklı bir şekilde çalışmaya devam etmesi önem arz etmektedir. Elektrik motorlarının arızalarının geç fark edilmesi veya fark edilmemesi ciddi maddi kayıplara sebebiyet vermektedir.

Arızaların teşhisi üzerine yapılan çalışmalar etkili sonuçlar sağlasa da bazı çalışmaların öne sürdüğü tekniklerin uygulanmasının zorluğu, bazı donanımların maliyetlerinin yüksekliği, bu konuda yapılan çalışmaların daha etkili, uygulanabilir ve ekonomik hale getirilmesi zorunluluğunu doğurmuştur. Elektrik motorlarının sahip olduğu duruma göre ürettiği karakteristik seslerin analizi üzerine son zamanlarda çalışmalar yapılmaktadır. Ses dalgalarına erişimin kolaylığı ve sinyal işleme üzerine gelişen teknoloji arıza teşhisinde etkili bir çözüm vadetmektedir. Akustik sinyallerin elde edilmesinde çevre gürültüsü dezavantaj oluştursa da ihtiyaç duyulan parçaların ekonomik oluşu, yapılan çalışmaların diğer yöntemler kadar verimliliği yüksek sonuçlar vermesi, sağladığı avantajın baskın hale gelmesinde önemli rol oynamaktadır.

Bu araştırmanın konusu, deneysel çalışmaların yönlendirilmesi, sonuçların değerlendirilmesi ve yazımı aşamasında yapmış olduğu büyük katkılarından dolayı araştırma ve yazım sürecinde yardımlarını esirgemeyen tez danışmanım Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ayhan AKBAL hocama teşekkür ederim. Bu araştırma boyunca gösterdikleri sabır ve manevi desteklerinden dolayı sevgili eşim Özlem Erdoğan'ya ve oğlum Yiğit Tuğrul Erdoğan'ya teşekkür ederim.

İrfan Giray ERDOĞDU
ELAZIĞ, 2022

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	iv
İÇİNDEKİLER	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ	viii
TABLolar LİSTESİ	x
SİMGELER VE KISALTMALAR	xi
1. GİRİŞ	1
2. ARIZA TEŞHİSİ İÇİN YAPILAN ÇALIŞMALAR	2
2.1. Elektrik Sinyallerinin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları	2
2.2. Titreşim Sinyallerinin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları	3
2.3. Isıl Görüntülerin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları	4
2.4. Akustik Sinyallerin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları	5
3. KULLANILAN SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ	6
3.1. Naive Bayes Sınıflandırma	6
3.2. En Yakın Komşu Sınıflandırma.....	7
3.3. Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma	7
3.4. Rasgele Karar Ormanı Sınıflandırma	8
3.5. Yapay Sinir Ağı Sınıflandırma	9
4. ÖNERİLEN YAKLAŞIM.....	10
4.1. Akustik Sinyalin Veri Olarak Programa Aktarılması	12
4.2. Akustik Sinyalde Aranacak Karakteristik Özellikler.....	14
4.2.1. Sıfır Geçiş Oranı.....	14
4.2.2. Enerji	15
4.2.3. Entropi.....	16
4.2.4. Ortalama	17
4.2.5. Çarpıklık.....	17
4.2.6. Basıklık	18
4.2.7. Karekök Ortalama	18
4.2.8. Güç Bant Genişliği	19
4.2.9. Ortalama Frekans	19
4.3. Eğitim ve Test Verisinin Oluşturulması	20
4.3.1. Eğitim Verisi	20
4.3.2. Test Verisi	21
5. SONUÇLAR.....	23
5.1. Özelliklerin Algoritmalara Bireysel Ölçekte Öğretilmesi	23
5.2. Özelliklerin Algoritmalara Bütünsel Ölçekte Öğretilmesi.....	25
ÖNERİLER	29
KAYNAKLAR.....	30
ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

Akustik Sinyallerin Analizi Ve Elektrik Motorlarında Arıza Teşhisi

İrfan Giray ERDOĞDU

Yüksek Lisans Tezi

FIRAT ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Ocak 2022, Sayfa: xi + 31

Elektrik motorlarının endüstriyel amaçlı kullanımı her geçen gün giderek yaygınlaşmaktadır. Elektrik motorlarında meydana gelen arızaların önceden tespit edilebilmesi ise hem motorların sağlıklı ve verimli çalışması hem de motorun kullanıldığı endüstriyel faaliyette yaşanabilecek zamansal ve maddi kayıpların önlenmesinde hayati önem taşımaktadır.

Ses dalgalarının analizi ile arıza teşhisi son zamanlarda üzerinde oldukça çalışılan, ekonomik olduğu kadar yüksek doğrulukla sonuç veren bir yöntemdir. Ses dalgalarının analiz edilmesi yöntemi ile sağlam bir elektrik motoru ile elektriksel veya mekanik bir arızası bulunan bir motorun ayırt edilebilmesi mümkündür. Bu çalışmada bir elektrik motorunun belirli arızalarına ilişkin ses sinyallerinin işlenmesi ve makine öğrenme algoritmaları kullanılarak sınıflandırılması amaçlanmıştır.

Ses dalgalarını programa doğrudan aktararak akustik sinyallere dönüştürebilmesi, Hızlı Fourier Dönüşümü özelliği ile sinyalleri zaman ekseninden frekans eksenine geçirebilmesi, spektrum analizör özelliği ile sinyalleri detaylı olarak inceleyebilmesi, makine öğrenme algoritmalarına erişme ve kullanma kolaylığı sağlaması nedeniyle MATLAB programı tercih edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Akustik sinyal, ses dalgası, sinyal işleme, arıza teşhisi, makine öğrenme, motor

ABSTRACT

Analysis of Acoustic Signals And Fault Diagnosis in Electric Motors

İrfan Giray ERDOĞDU

Master's Thesis

FIRAT UNIVERSITY

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical and Electronics Engineering

January 2022, Pages: xi + 31

The industrial use of electric motors is increasing day by day. The ability to detect faults in electric motors in advance is of vital importance both for the healthy and efficient operation of the motors and for the prevention of temporal and financial losses that may occur in the industrial activity where the motor is used.

Fault diagnosis with the analysis of sound waves is a method that has been studied a lot lately and it is economical as well as giving results with high accuracy. By analyzing sound waves, it is possible to distinguish between a healthy electric motor and a motor with an electrical or mechanical fault. In this study, it is aimed to process the audio signals related to certain faults of an electric motor and to classify them using machine learning algorithms.

The MATLAB program has been preferred because it can convert sound waves into acoustic signals by directly transferring them to the program, transfer signals from time axis to frequency axis with the Fast Fourier Transform feature, examine the signals in detail with the spectrum analyzer feature, and provide ease of access and use of machine learning algorithms.

Keywords: Acoustic signal, sound wave, signal processing, fault diagnosis, machine learning, motor

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1. Sağlam motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4].....	2
Şekil 2.2. Rotorunda bir bobini zarar görmüş motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4]	2
Şekil 2.3. Rotorunda üç bobini kısa devre motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4].....	3
Şekil 2.4. Birinci kademe doğrusal DVM sınıflandırıcı ile arızalı motorun teşhisi [5]	3
Şekil 2.5. İkinci kademe DVM ile farklı arızalara sahip motorların ayırt edilmesi [5]	4
Şekil 2.6. İki kademeli ısı görüntü işleme blok diyagramı [6]	4
Şekil 2.7. Akustik sinyal analizi blok diyagramı [7]	5
Şekil 3.1. Bayes sınıflandırma örnek gösterimi	6
Şekil 3.2. En yakın komşu sınıflandırma örnek gösterimi	7
Şekil 3.3. Destek Vektör Makinesi örnek gösterimi	8
Şekil 3.4. Rasgele Karar Ormanı örnek gösterimi	8
Şekil 3.5. Yapay Sinir Ağı örnek gösterimi	9
Şekil 4.1. Deney düzeneği	10
Şekil 4.2. Motor etiket bilgileri	11
Şekil 4.3. Zımparalanan rotor	11
Şekil 4.4. Önerilen yaklaşım blok diyagramı	12
Şekil 4.5. Arızalı ve sağlam sinyallerin 1 saniyelik zaman ekseninde gösterimi	13
Şekil 4.6. Arızalı ve sağlam sinyallerin frekans ekseninde gösterimi	13
Şekil 4.7. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin sıfır geçiş oranlarının zaman içinde değişimi	15
Şekil 4.8. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin enerji değerlerinin zaman içinde değişimi	16
Şekil 4.9. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin entropi değerlerinin zaman içinde değişimi	16
Şekil 4.10. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin ortalama değerlerinin zaman içinde değişimi	17
Şekil 4.11. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin çarpıklık değerlerinin zaman içinde değişimi	17
Şekil 4.12. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin basıklık değerlerinin zaman içinde değişimi	18
Şekil 4.13. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin karekök ortalama değerlerinin zaman içinde değişimi	18

Şekil 4.14. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin güç bant genişliği değerlerinin zaman içinde değişimi	19
Şekil 4.15. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin ortalama frekans değerlerinin zaman içinde değişimi	20
Şekil 5.1. Arızalı-1 sesine ilişkin hata matrisleri	26
Şekil 5.2. Arızalı-2 sesine ilişkin hata matrisleri	26
Şekil 5.3. Sağlam-1 sesine ilişkin hata matrisleri	27



TABLolar LİSTESİ

	Sayfa
Tablo 5.1. Arızalı-1 sesine ilişkin özellik ölçęinde test sonuçları	23
Tablo 5.2. Arızalı-2 sesine ilişkin özellik ölçęinde test sonuçları	24
Tablo 5.3. Sağlam-1 sesine ilişkin özellik ölçęinde test sonuçları	24
Tablo 5.4. Algoritma tahmin sonuçları	25



SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

dB	: Desibel
Hz	: Hertz
kHz	: Kilohertz
kW	: Kilowatt
MB	: Megabyte
ms	: Milisaniye

Kısaltmalar

DVM	: Destek Vektör Makinesi
FFT	: Fast Fourier Transform
SMOFS	: Shortened Method of Frequencies Selection

1. GİRİŞ

Elektrik motorları, elektrik enerjisini mekanik enerjiye dönüştüren makinelerdir. Endüstriyel alanda ve gündelik hayatın her yerinde kullanılmaktadır. Elektrikli araçlardan asansörlere, beyaz eşyalardan oyuncaklara kadar çok geniş bir kullanım aralığına sahiptir. Elektrikli motorların arızalarının fark edilmemesi veya geç fark edilmesi, motorların kullanılamaz hale gelmesine ya da yüksek maliyetli onarım masraflarına sebebiyet vermektedir. Bu nedenle elektrik motorlarının arızalarının erken dönemde fark edilmesi önem arz etmektedir [1].

Elektrik motorları stator (sabit) ve rotor/endüvi (hareketli) ana parçalarından oluşmaktadır. Ana parçalarda sargılar, mıknatıslar, vidalar ve yataklar bulunmaktadır. Motorlarda kullanıma bağlı olarak veya dış etkenlerden kaynaklı elektriksel ve mekanik arızalar meydana gelebilmektedir. Bu arızaların tespit edilmesine yönelik yöntemler geliştirilmiştir. Arıza oluşumunun erken döneminde, motora ait bazı parametrelerin analizi ile arızanın sebebi, yeri ve büyüklüğüne ilişkin veriler elde edilebilmektedir [2].

Motor arızalarının önceden tespit edilebilmesi konusunda birçok çalışma yapılmıştır. Elektrik motorunun durumu hakkında akım, gerilim, titreşim, sıcaklık, ses parametreleri kullanılarak bilgi edinilmiş ve geliştirilen tekniklerle arızaların tespitine yönelik çalışmalar gerçekleştirilmiştir [3].

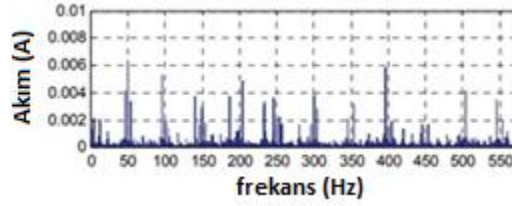
Akustik sinyallerin analizi ile arıza teşhisi üzerine yapılan çalışmalar son yıllarda önem kazanmıştır. Diğer parametrelerin aksine elektrik motorlarının ürettiği ses dalgalarına erişim kolaydır. Ses dalgalarının kaydedilmesi için gerekli olan mikrofon kolay temin edilebilen uygun fiyatlı bir donanımdır. Sinyal işleme, örnekleme, sınıflandırma gibi işlemler MATLAB programı üzerinden yapılabilmektedir. Yapılacak çalışmada akustik sinyaller işlenerek sağlam bir elektrik motorunun ürettiği ses dalgaları ile arızalı bir motorun ürettiği ses dalgalarının birbirinden ayırt edilmesi ve arıza türünün tanımlanması amaçlanmıştır.

2. ARIZA TEŞHİSİ İÇİN YAPILAN ÇALIŞMALAR

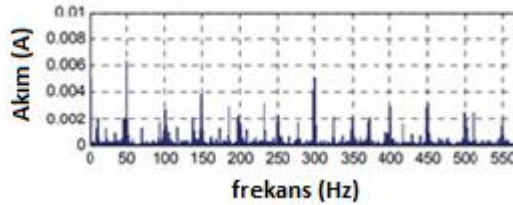
Elektrik motorlarında sık karşılaşılan ve fark edilmeyen arızalar motorları kullanılamaz hale getirebilmektedir. Bu sebeple arızaların teşhisine yönelik birçok yaklaşım geliştirilmiştir.

2.1. Elektrik Sinyallerinin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları

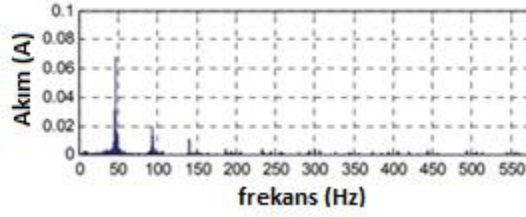
Witold Glowacz ve Zygfryd Glowacz tarafından 2014 yılında yapılan çalışmada serbest uyarımalı doğru akım motorun arızalarının teşhisi, akım sinyallerinin analizi ile yapılmıştır [4]. Motorun uyarma akımı ve armatür akımı ayrı ayrı incelenmiştir. Elde edilen sinyallerin FFT dönüşümü ile frekans alanında analiz yapılmıştır. Şekil 2.1’de arızası bulunmayan motorun uyarma akımının frekans spektrumu, Şekil 2.2 ve Şekil 2.3’de motorun arızalı durumlarına ait uyarma akımlarının frekans spektrumu verilmiştir. Motorun sağlam durumdaki ve çeşitli arıza durumuna ait akım sinyalleri birbirleri ile karşılaştırılarak büyük fark oluşturan frekans aralıkları belirlenmiş ve bu aralıklar tanımlayıcı frekans olarak seçilmiştir. Test edilen duruma ilişkin sinyaller referans sinyalleri ile karşılaştırılarak arıza teşhisi yapılmıştır.



Şekil 2.1. Sağlam motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4]



Şekil 2.2. Rotorunda bir bobini zarar görmüş motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4]

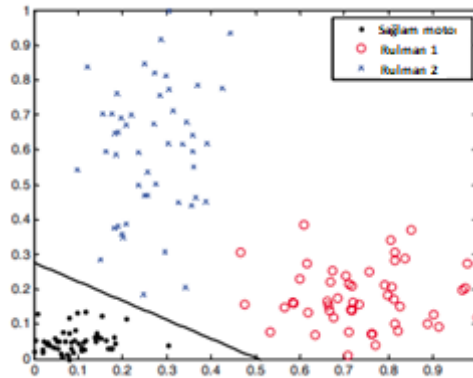


Şekil 2.3. Rotorunda üç bobini kısa devre motorun uyarma akımının frekans alanında gösterimi [4]

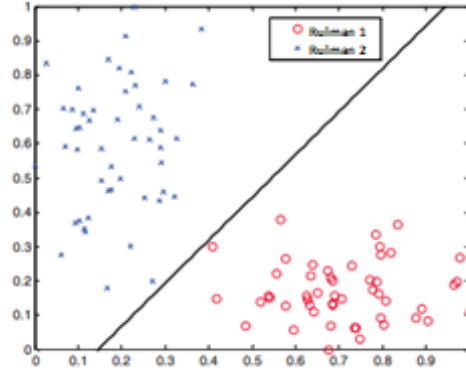
Laboratuvar ortamında yapılan çalışmalar ilgili motorların sahip olduğu arızaların teşhisinde %100 doğrulukla sonuçlar vermiş, endüstriyel şartlarda bu oranın daha düşük olacağı öngörülmüştür.

2.2. Titreşim Sinyallerinin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları

Don-Ha Hwang, Young-Woo Youn, Jong-Ho Sun, Kyeong-Ho Choi, Jong-Ho Lee ve Yong-Hwa Kim tarafından 2015 yılında yapılan çalışmada sincap kafesli endüksiyon motor arızasının teşhisi, titreşim sinyallerinin analizi ile yapılmıştır [5]. Titreşim sinyalleri FFT dönüşümü yapılarak frekans alanında incelenmiştir. Arızaya ilişkin titreşim sinyallerinin tepe noktalarının ortalamaya oranı hesaplanarak ortalamanın üzerindeki arızaya ilişkin sinyallerin frekansları ve harmonikleri belirlenmiştir. Yöntem, Destek Vektör Makinesi adı verilen bir makine öğrenme yöntemi kullanmıştır. DVM tekniği ile iki kademeli sınıflandırma yapılmış, Şekil 2.4'te de görüldüğü üzere birinci sınıflandırmada sağlam motor ile arızalı motorun ayrımı, Şekil 2.5'te görüldüğü üzere ikinci sınıflandırmada ise arıza çeşidinin ayrımı yapılmıştır. Yüksüz, yarım yük ve tam yük altında motorun arıza teşhisi yapılmıştır.



Şekil 2.4. Birinci kademe doğrusal DVM sınıflandırıcı ile arızalı motorun teşhisi [5]



Şekil 2.5. İkinci kademe DVM ile farklı arızalara sahip motorların ayırt edilmesi [5]

Yöntemin yüksüz durumda %100, yarı yük altında %93, tam yük altında doğruluk performansı %92 oranındadır.

2.3. Isıl Görüntülerin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları

Olivier Janssens, Raiko Schulz, Viktor Slavkovikj, Kurt Stockman, Mia Loccufier, Rik Van de Walle, Sofie Van Hoecke tarafından 2015 yılında yapılan çalışmada bir servo motorun yatak arızalarının teşhisi ısı görüntülerin analizi ile yapılmıştır [6]. 40 saatlik görüntü kaydı alınmış, ilk 50 dakikadan sonra görüntülerde bir değişiklik gözlenmediği için ön işleme ve analiz amacı ile görüntü kaydının son 10 dakikası kullanılmıştır. Şekil 2.6'da görüldüğü gibi iki kademeli bir teşhis algoritması geliştirilmiştir. Birinci aşamada yatak arızasına bakılmaksızın, kızılötesi görüntülerin dengeli veya dengesiz olup olmadığı ayırt edilmiştir. İkinci aşamada, denge veya dengesizlikten bağımsız olarak belirli yatak durumları belirlenmiştir. Motorun sağlam ve arızalı durumlarının her birinin ısı görüntülerinin histogram gösterimi Destek Vektör Makinesi yöntemi ve Rasgele Karar Ormanları öğrenme yöntemi kullanılarak analiz edilmiştir.

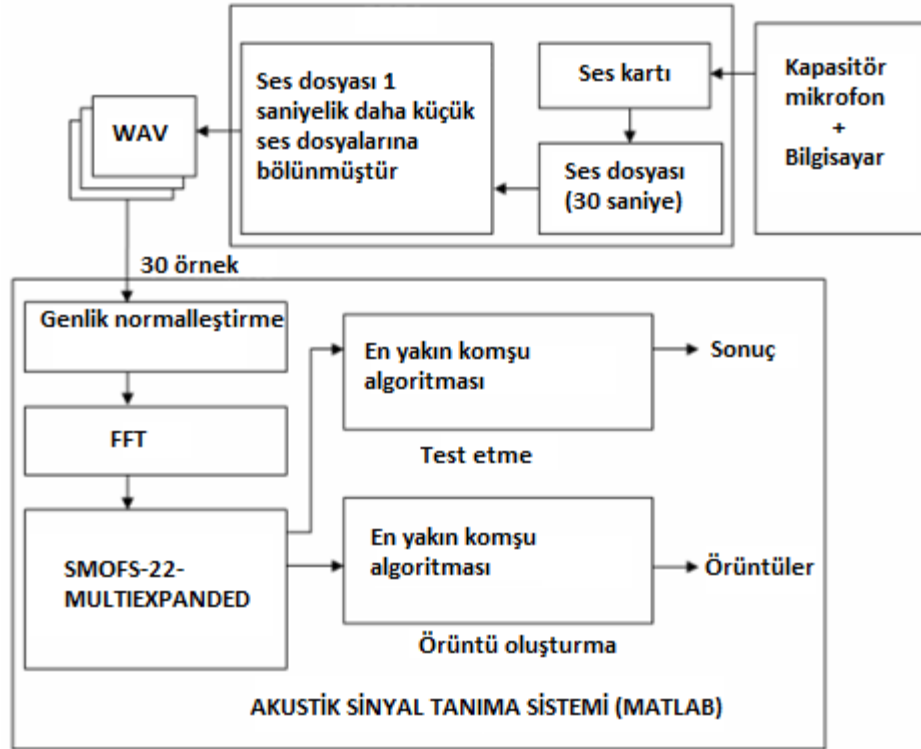


Şekil 2.6. İki kademeli ısı görüntü işleme blok diyagramı [6]

Tek kademeli algoritma kullanıldığında %73,75 oranında doğruluk elde edilmiştir. İki kademeli algoritma kullanıldığında yöntemin doğruluk oranı %88,25 olarak gerçekleşmiştir.

2.4. Akustik Sinyallerin Analizi Yöntemiyle Yapılan Teşhis Çalışmaları

Adam Glowacz tarafından 2019 yılında yapılan çalışmada tek fazlı endüksiyon motorun arıza teşhisi, motorun çalışmasına ait ses sinyallerinin analizi ile yapılmıştır [7]. Akustik sinyal kısa süreli parçalara bölünmüş ve genlik normalleştirme işlemine tabi tutulmuştur. Akabinde FFT dönüşümü yapılarak sinyallerin frekans alanında değerlendirilmesine geçilmiştir. SMOFS-22-MULTIEXPANDED adı verilen bir dizi formülden oluşan algoritma ile örnek sinyallerin ortak nitelikli vektörleri referans vektörleri olarak seçilmiştir. Test edilen duruma ilişkin sinyaller referans sinyalleri ile karşılaştırılarak arıza teşhisi yapılmıştır. Şekil 2.7’de ilgili çalışmaya ait blok diyagramı görülmektedir.



Şekil 2.7. Akustik sinyal analizi blok diyagramı [7]

Çalışma bazı arıza türlerinde %100 gibi bir doğruluk oranı ile teşhis yapabilirken, bazı arıza türlerinde bu oran %85’e düşmüştür. Toplamda %97 oranında doğruluk performansına sahiptir.

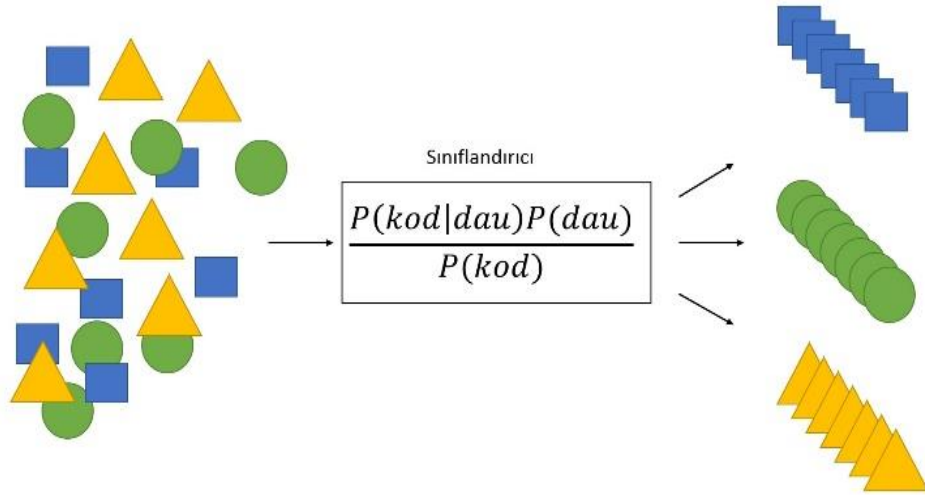
3. KULLANILAN SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Bütün çalışmaların ortak özelliği sinyalleri sınıflandırmak için bir algoritma kullanmalarıdır. İncelenen çalışmalarda kullanılan Bayes Sınıflandırma, En Yakın Komşu Sınıflandırma, Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma, Rasgele Karar Ormanı Sınıflandırma, sınıflandırma algoritmalarından bazılarıdır.

3.1. Naive Bayes Sınıflandırma

Olasılık ilkelerine göre tanımlanmış bir dizi hesaplama ile sisteme sunulan verilerin sınıfını tespit etmeyi amaçlar.

Naive Bayes sınıflandırmasında sisteme belirli bir oranda öğretilmiş veri sunulur. Öğretim için sunulan verilerin mutlaka bir sınıfı/kategorisi bulunmalıdır. Öğretilmiş veriler üzerinde yapılan olasılık işlemleri ile sisteme sunulan yeni test verileri, daha önce elde edilmiş olasılık değerlerine göre işletilir ve verilen test verisinin hangi kategoride olduğu tespit edilmeye çalışılır [8]. Şekil 3.1'de Naive Bayes sınıflandırma algoritmasına ilişkin örnek gösterim görülmektedir.



Şekil 3.1. Bayes sınıflandırma örnek gösterimi

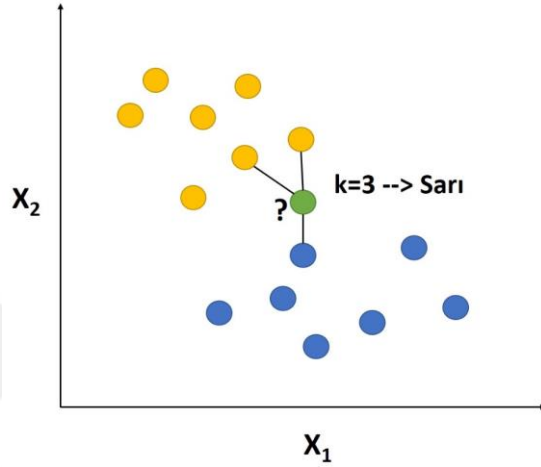
Naive Bayes teoremi aşağıdaki denklem 3.1 ile ifade edilmektedir. $P(A|B)$ B olayı gerçekleştiği durum için A olayının meydana gelme ihtimalini, $P(B|A)$ A olayı gerçekleştiği durum için B olayının meydana gelme ihtimalini, $P(A)$ ve $P(B)$ A ve B olaylarının önsel olasılıklarını ifade etmektedir.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)*P(A)}{P(B)} \quad (3.1)$$

3.2. En Yakın Komşu Sınıflandırma

En yakın komşu algoritması, sınıflandırılmak istenen bir veriyi daha önceki verilerle olan yakınlık ilişkisine göre sınıflandıran bir algoritmadır.

Algoritmanın çalışmasında bir k değeri belirlenir. Bu k değerinin anlamı bakılacak eleman sayısıdır. Bir değer geldiğinde en yakın k kadar eleman alınarak gelen değer arasındaki uzaklık hesaplanır [9]. Şekil3.2’de algoritmaya ilişkin örnek gösterim görülmektedir.



Şekil 3.2. En yakın komşu sınıflandırma örnek gösterimi

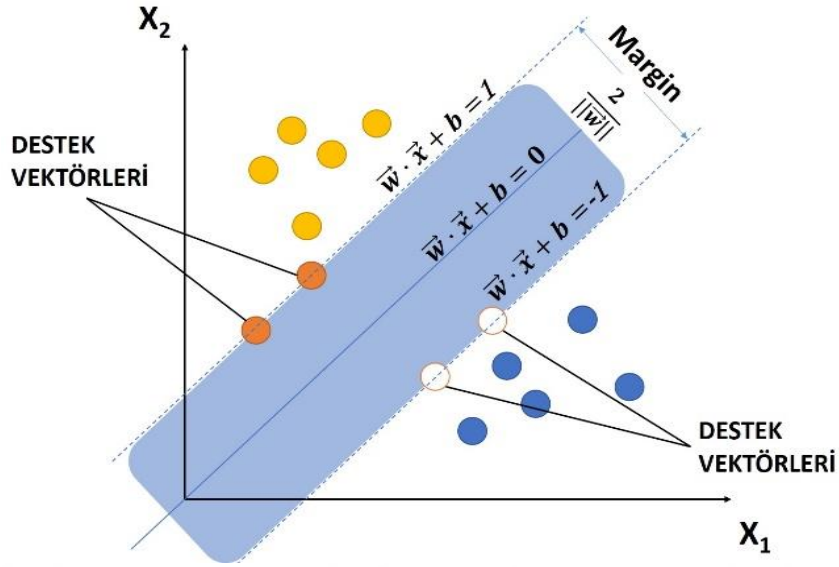
Tahmin edilmesi istenen nokta ile kendisine en yakın k kadar nokta arasındaki uzaklık hesaplanırken Öklid, Mahalanobis, Hamming, Minkowski gibi uzaklıklar kullanılabilir. Denklem 3.2’de Öklid teoremi gösterilmektedir.

$$d_{E(p,q)} = \sqrt{\sum_{i=1}^R (p_i - q_i)^2} \quad (3.2)$$

3.3. Destek Vektör Makinesi Sınıflandırma

Düzlem üzerindeki noktaların bir doğru veya hiper düzlem ile ayrıştırılması ve sınıflandırılmasıdır.

Bir düzlem üzerine yerleştirilmiş noktaları ayırmak için bir doğru çizer. Bu doğrunun, iki sınıfının noktaları için de maksimum uzaklıkta olmasını amaçlar [10].

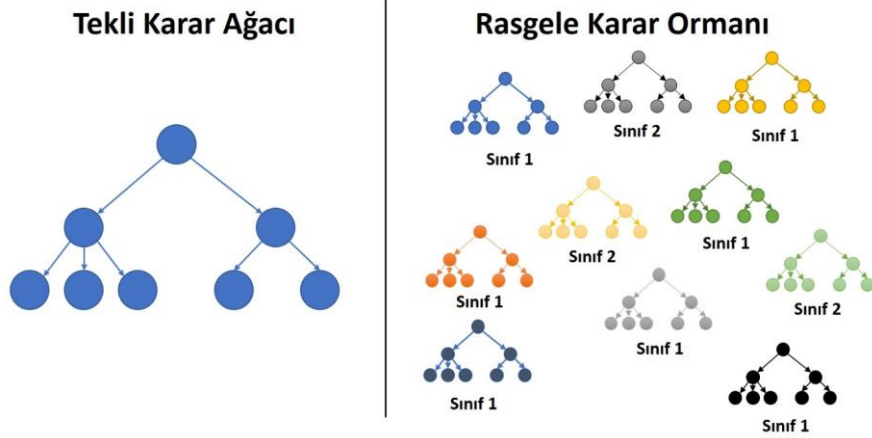


Şekil 3.3. Destek Vektör Makinesi örnek gösterimi

Şekil 3.3’de Destek Vektör Makinesi örnek gösterimi görülmektedir. Kısaca Destek Vektör Makinesi doğrusal olarak ayrılabilen sınıflar arasında mesafeyi en üst seviyede tutacak şekilde bir düzlem oluşturarak çalışmaktadır.

3.4. Rasgele Karar Ormanı Sınıflandırma

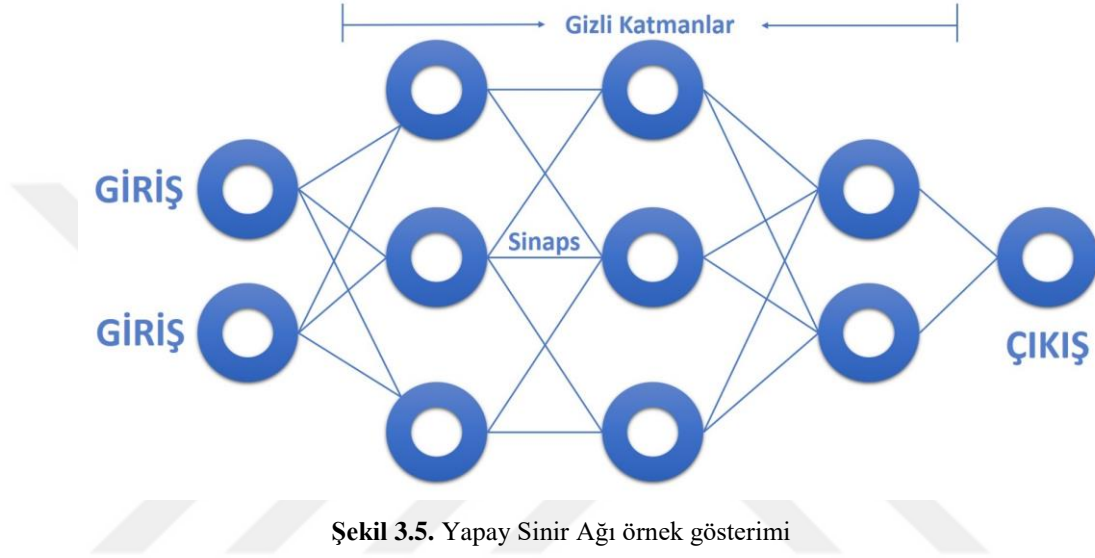
Sınıflandırma, regresyon ve diğer görevler için eğitim aşamasında çok sayıda karar ağacı oluşturularak problemin tipine göre sınıf veya sayı tahmini yapan bir toplu öğrenme yöntemidir [11]. Karar ağacı sınıflar arasında belirlediği şartlara göre sınır denklemleri oluşturur. Rasgele karar ormanı ise birden fazla karar ağacını çalıştırarak toplamda elde ettiği sonuca göre karar verme mekanizmasına sahiptir. Şekil 3.4’de Rasgele Karar Ormanı örnek gösterimi görülmektedir.



Şekil 3.4. Rasgele Karar Ormanı örnek gösterimi

3.5. Yapay Sinir Ağı Sınıflandırma

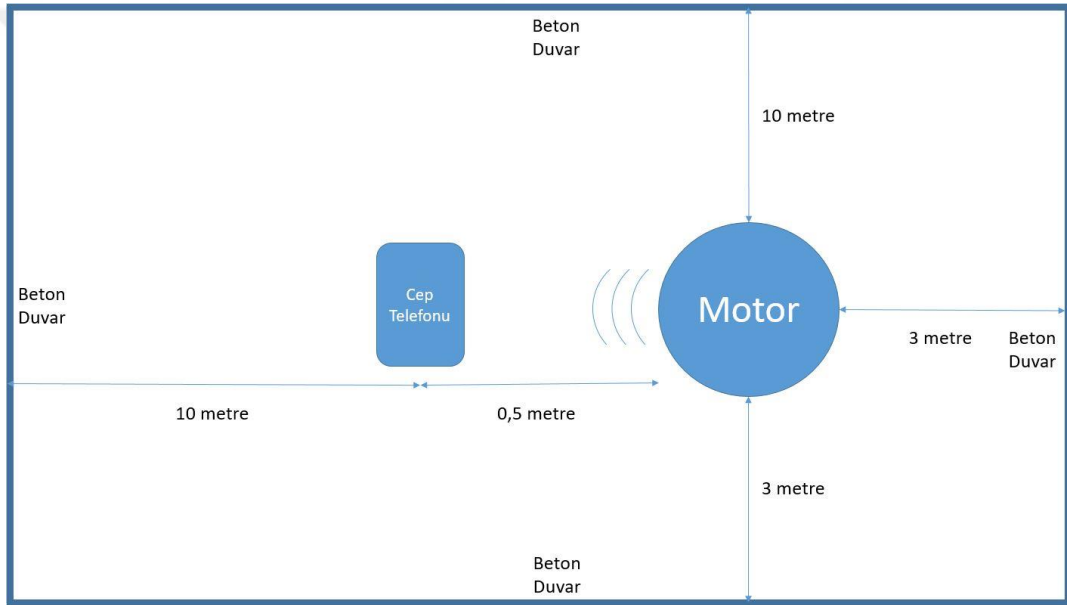
Yapay Sinir Ağı katmanlar şeklinde kurulmuş bir yapıdır. İlk katman giriş, son katman çıkış olarak adlandırılır. Orta kısımda bulunan katmanlar gizli katmanlar olarak adlandırılmaktadır. Her katman belli sayıda nöron içerir. Bu nöronlar birbirine sinaps ile bağlıdır. Her sinaps bir katsayı barındırır [12]. Şekil 3.5’de Yapay Sinir Ağı algoritmasına ilişkin örnek gösterim şeması görülmektedir.



4. ÖNERİLEN YAKLAŞIM

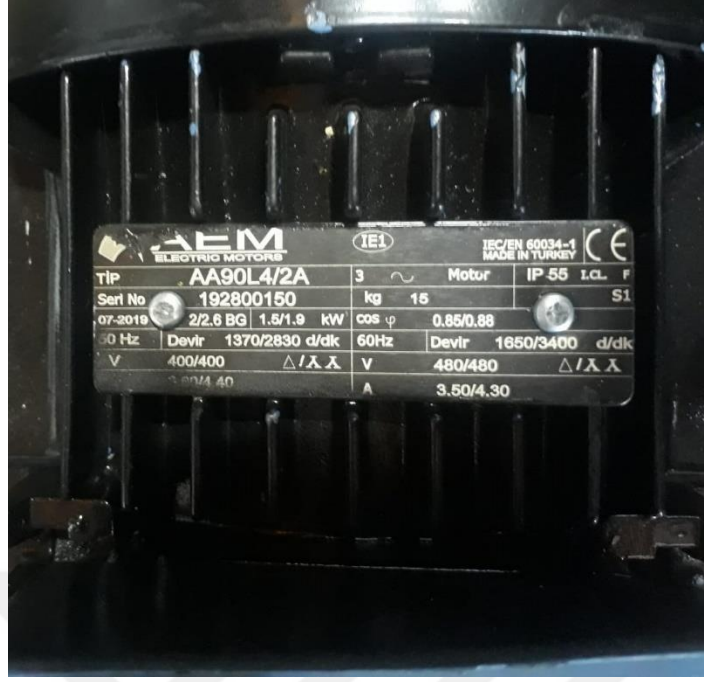
Diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında akustik sinyallerin analizi yöntemi daha az maliyetli ve uygulanabilirliği yüksek bir teknik olarak karşımıza çıkmaktadır. Bir elektrik motorunun sağlam ve arızalı durumlarına ilişkin akustik sinyallerin MATLAB programı vasıtasıyla sınıflandırılması amaçlanmaktadır.

Çevresel gürültülerin analiz edilecek sinyallere karışmasını engellemek için uygun bir ortam sağlanmalıdır. Ses verisi elde etmek için bir cep telefonu ve sinyal işleme görevini yerine getirecek bir bilgisayar, analiz yöntemi için yeterli olacaktır. Şekil 4.1’de belirtilen deney düzeneği oluşturulmuştur.



Şekil 4.1. Deney düzeneği

Çalışma üç fazlı asenkron motor üzerinde yapılmıştır. Şekil 4.2’de etiket bilgilerinden anlaşılacağı üzere motor 1,5/1,9 kW güce, 50/60 Hz çalışma frekansına, 1370-2830/1650-3400 devir/dakika hızına sahiptir. Motor arızasının rotorun statora sürtmesi olduğu belirtilmiştir.



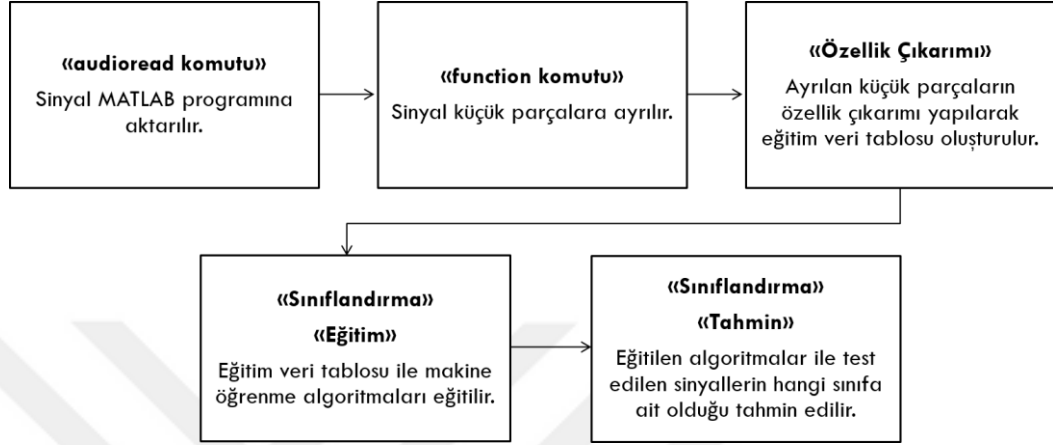
Şekil 4.2. Motor etiket bilgileri

Motor arızalı durumdayken ses kayıtları alınmış, daha sonra Şekil 4.3'de görülebileceği gibi rotor zımparalanarak arıza giderilmiş ve sağlam durumdayken yeniden ses kaydı alınmıştır. Bu kayıtlar daha sonra aynı çeşit arızaya sahip başka bir motorda referans olarak kullanılmıştır.



Şekil 4.3. Zımparalanan rotor

Ses dalgalarını programa doğrudan aktararak akustik sinyallere dönüştürebilmesi, Hızlı Fourier Dönüşümü özelliği ile sinyalleri zaman ekseninden frekans eksenine geçirebilmesi, makine öğrenme algoritmalarına erişme ve kullanma kolaylığı sağlaması nedeniyle MATLAB programı tercih edilmiştir.

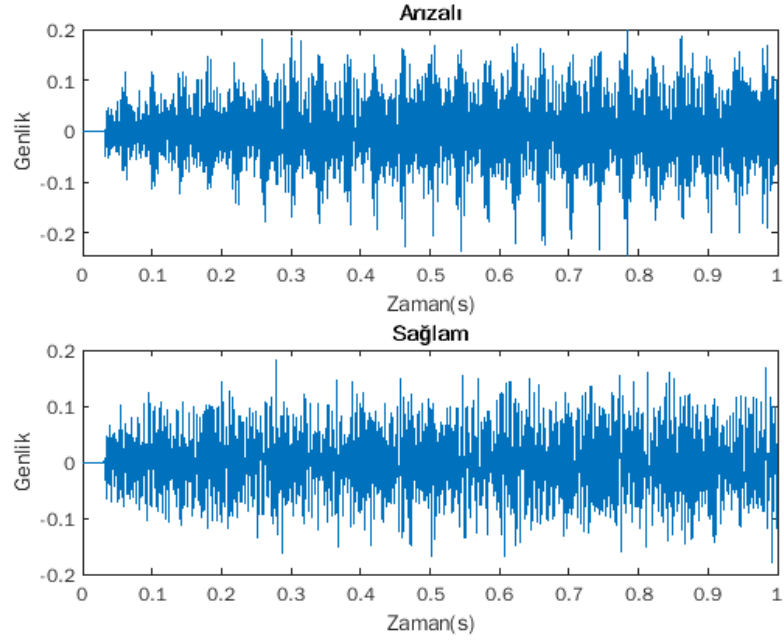


Şekil 4.4. Önerilen yaklaşım blok diyagramı

Şekil 4.4'te önerilen yaklaşımda izlenecek adımlar blok diyagramı şeklinde gösterilmiştir. Öncelikle akustik sinyal MATLAB programına aktarılarak sayısal verilere dönüştürülür. Daha sonra sinyal fonksiyon komutları vasıtası ile küçük parçalara bölünür. Küçük parçaların özellik çıkarımı yapılarak eğitim ve test verileri oluşturulur. Eğitim verisi ile makine öğrenme algoritmaları eğitilir. Test verisi ile sınıflandırılmak istenen sinyallerin hangi sınıfa ait olduğu tahmin edilir.

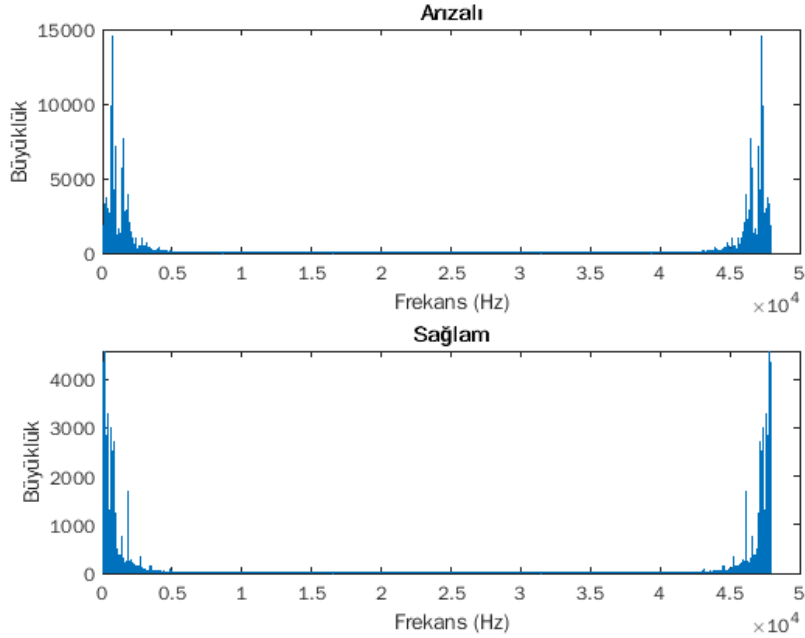
4.1. Akustik Sinyalin Veri Olarak Programa Aktarılması

MATLAB programı, dijital olarak kaydedilebilen herhangi bir veriyi hücrelerden oluşan vektörlere veya matrislere kolayca dönüştürebilmektedir. Bunun için cep telefonu ile kaydedilen arızalı ve sağlam motorlara ait seslerin MATLAB programında “audioread” komutu ile içeri aktarılması sağlanır. Daha sonrasında ses sinyalleri küçük parçalara bölünecek, özellik çıkarımı bu küçük parçalar üzerinden yapılacak ve çıkarılan özellikler ile sinyaller daha belirgin bir şekilde tekrar oluşturulacaktır.



Şekil 4.5. Arızalı ve sağlam sinyallerin 1 saniyelik zaman ekseninde gösterimi

Şekil 4.5’de arızalı ve sağlam sinyallerin zaman ekseninde gösterilmiştir. Arızalı sinyalin genlik değerlerinin sağlam sinyale göre daha büyük olduğu, sağlam sinyalin ise 0 eksenini arızalı sinyale göre daha fazla geçtiği ve daha kırıklı bir yapıya sahip olduğu, arızalı sinyalin ise daha yumuşak bir görüntü çizdiği ilk bakışta anlaşılmaktadır.



Şekil 4.6. Arızalı ve sağlam sinyallerin frekans ekseninde gösterimi

Şekil 4.6’da her iki referans sinyalin Hızlı Fourier Dönüşümü sonrası frekans eksenindeki gösterimi incelendiğinde arızalı motorun ses sinyalinin sağlam motorun ses sinyaline göre daha yüksek frekans büyüklük değerlerine sahip olduğu görülmektedir.

4.2. Akustik Sinyalde Aranacak Karakteristik Özellikler

Ses sinyallerinin karşılaştırılabilmesi için özellik çıkarımı yapılması gerekmektedir. Her özellik ayırıcı olmayacağı için ayırmayı kolaylaştıracak özelliklerin çıkarılması önemlidir. Örneğin bir sinyalin veya bir parçasının en büyük değeri veya en küçük değeri ayırıcı bir özellik barındırmamaktadır.

4.2.1. Sıfır Geçiş Oranı

İki boyutlu bir düzlemde ses verisi x-eksenini, y değeri pozitif ve negatif arasında değişecek şekilde birçok kez geçmektedir. Ancak bu durum her bir sinyal için ayırt edici bir özellik barındırmaktadır. Ses sinyalinin x-eksenini geçme sayısı her sinyal için farklıdır. Sinyalin her bir parçasının sıfır geçiş oranı hesaplanır. Hesaplanan her değer yeni bir hücreye sırasıyla aktarılır.

Theodoros Giannakopoulos ve Aggelos Pikrasis tarafından 2013 yılında yapılan çalışmada sıfır geçiş oranının konuşma seslerinde konuşmanın olmadığı kısımlarda daha yüksek, konuşma olan kısımlarda daha düşük olduğu gözlemlendiği belirtilmiştir. Ancak ilginç bir şekilde müzik ile konuşmaya ait sinyallerin karşılaştırılmasında da konuşmaya ait sinyallerin müzik sinyallerine göre sıfır geçiş oranında daha yüksek değerde bir standart sapma dağılımına sahip olduğu gözlemlenmiştir [13].

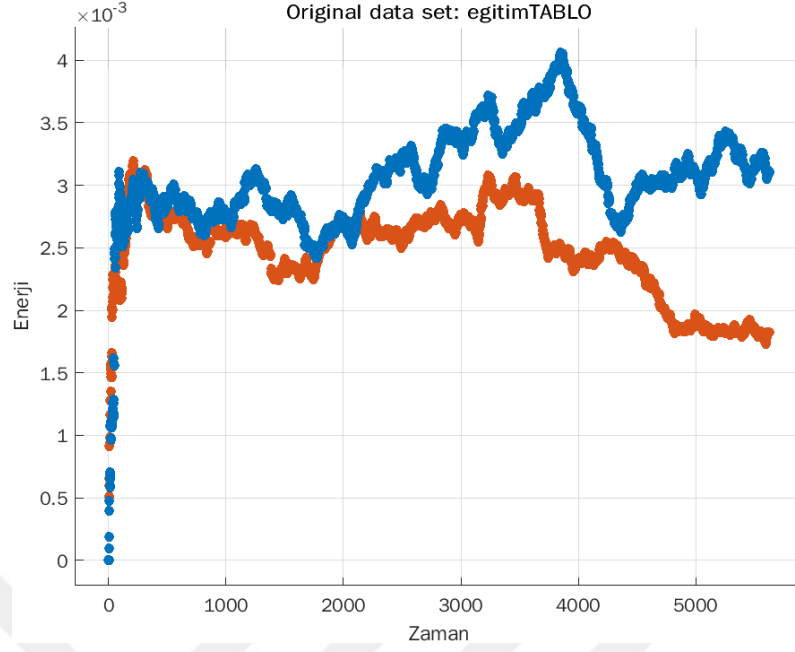


Şekil 4.7. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin sıfır geçiş oranlarının zaman içinde değişimi

Şekil 4.7’de arızalı ve sağlam motora ait ses sinyallerinin sıfır geçiş oranlarının farklı olduğu görülmektedir.

4.2.2. Enerji

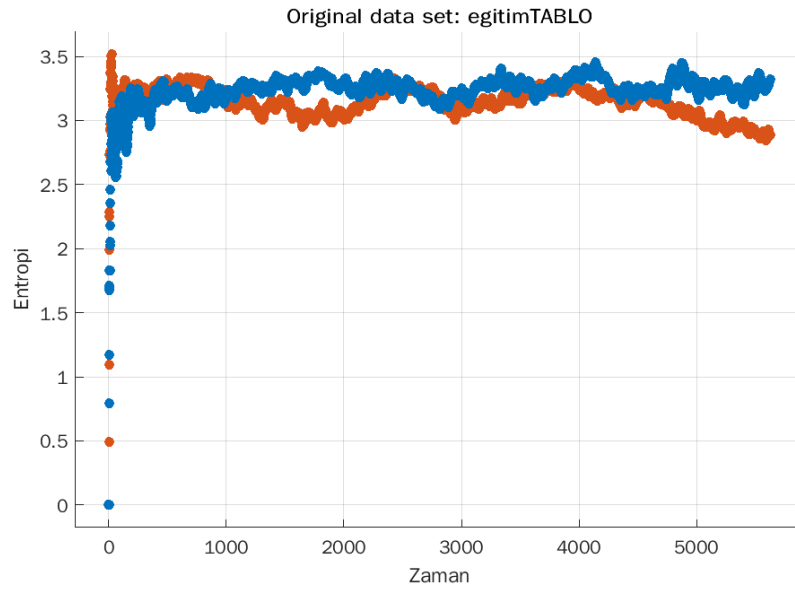
Arızalı ve sağlam motorların sesleri, barındırdığı enerji bakımından da farklılık göstermektedir. Bu sebeple ayrıldığı her bir küçük parçanın enerji değerleri de hesaplanır ve yeni bir hücreye aktarılır. Şekil 4.8’de enerji zaman düzleminde arızalı ve sağlam motora ait verilerin ayrıştığı görülebilmektedir.



Şekil 4.8. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin enerji değerlerinin zaman içinde değişimi

4.2.3. Entropi

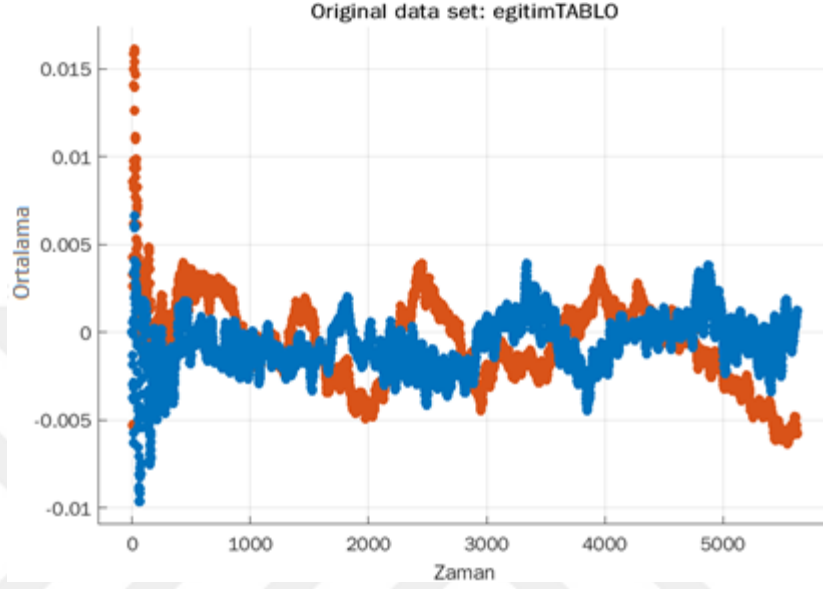
Entropi, bir düzensizlik ölçüsüdür ve bir dağılımın tepe noktasını ölçmek için kullanılabilir [14]. Arızalı ve sağlam motorların ses sinyallerinin tepe noktaları da farklılık arz edecektir. Şekil 4.9'dan da görüleceği üzere entropi ayırt edici bir özellik olarak kullanılabilir.



Şekil 4.9. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin entropi değerlerinin zaman içinde değişimi

4.2.4. Ortalama

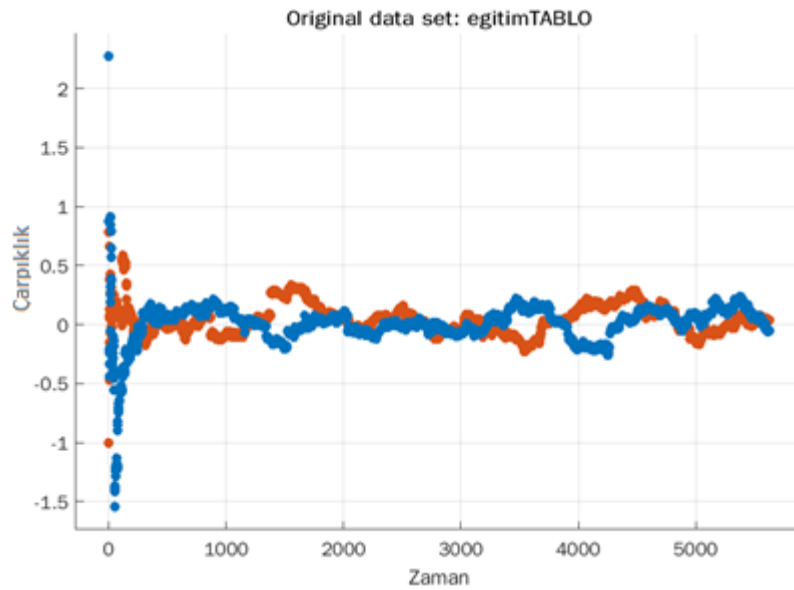
Arızalı ve sağlam motora ait ses sinyallerinin bölünen her bir parçasının ortalama değerleri birbirinden farklı olacaktır. Şekil 4.10'da görüleceği üzere ortalama değerlerin iki boyutlu uzayda dağılımını birbirinden ayırt edilebilir değerlere sahiptir.



Şekil 4.10. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin ortalama değerlerinin zaman içinde değişimi

4.2.5. Çarpıklık

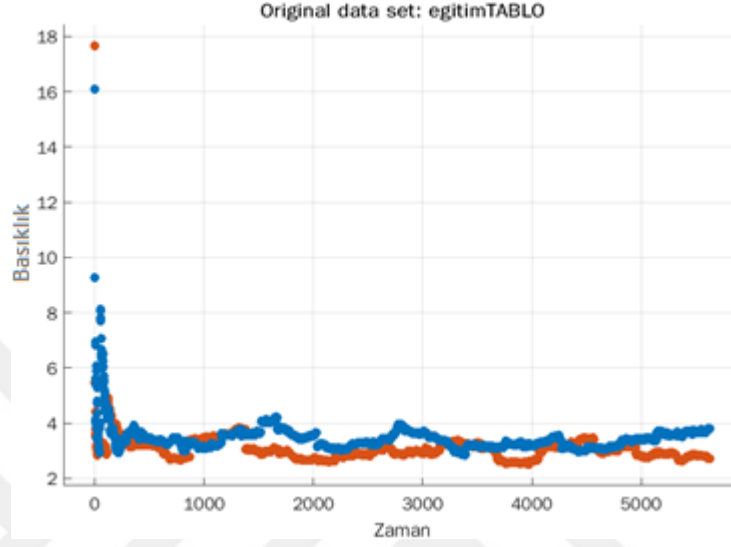
Çarpıklık, bir sinyalin asimetrisinin ölçüsü veya üçüncü dereceden kümülatif ölçüdür [15]. Şekil 4.11'de her iki referans sinyalin çarpıklık özellikleri birbirinden ayrılmaktadır.



Şekil 4.11. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin çarpıklık değerlerinin zaman içinde değişimi

4.2.6. Basıklık

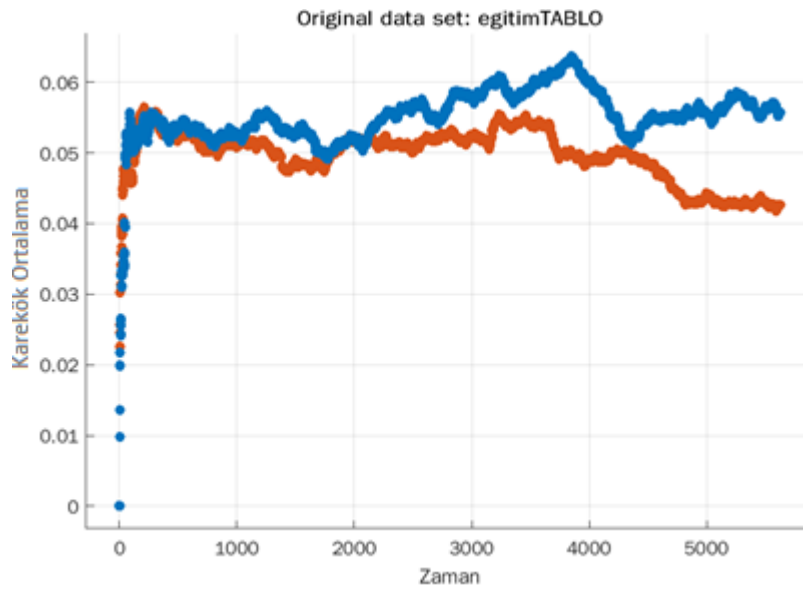
Basıklık kavramı bir reel değerli rassal değişken için olasılık dağılımının, grafik gösteriminden tanımlanarak ortaya çıkarılan bir kavram olan, sivriliği veya basıklığı özelliğinin ölçümüdür [16]. Şekil 4.12’de görüleceği üzere basıklık özellikleri birbirinden ayrılmaktadır.



Şekil 4.12. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin basıklık değerlerinin zaman içinde değişimi

4.2.7. Karekök Ortalama

Değişen miktarların büyüklüğünün ölçülmesinde kullanılan istatistik bir ölçüttür. Değişimin artı ve eksi yönde olduğu dalgalarda özellikle çok faydalıdır [17].

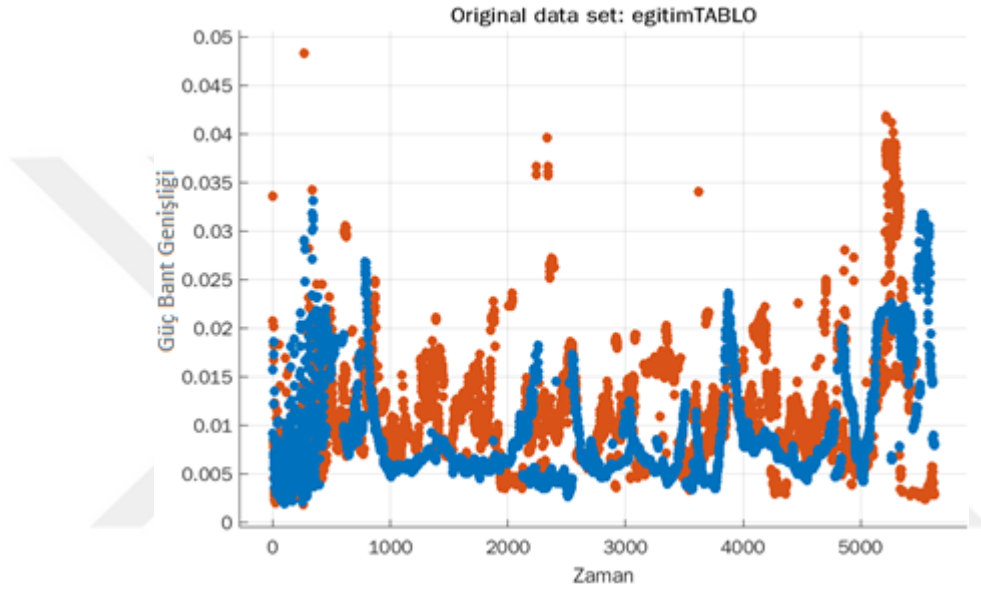


Şekil 4.13. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin karekök ortalama değerlerinin zaman içinde değişimi

Şekil 4.13’de görüleceği üzere karekök ortalama değerlerinde başlangıç aşamasında örtüşme görünse de devam eden süreçte birbirinden bariz bir şekilde ayrılmaktadır.

4.2.8. Güç Bant Genişliği

Bant genişliği, spektrumun referans seviyesinin en az 3 dB altına düştüğü noktalar arasındaki frekans farkıdır. Sinyal 3 dB düşmeden önce uç noktalarından birine ulaşırsa, fonksiyon farkı hesaplamak için uç noktayı kullanır [18].

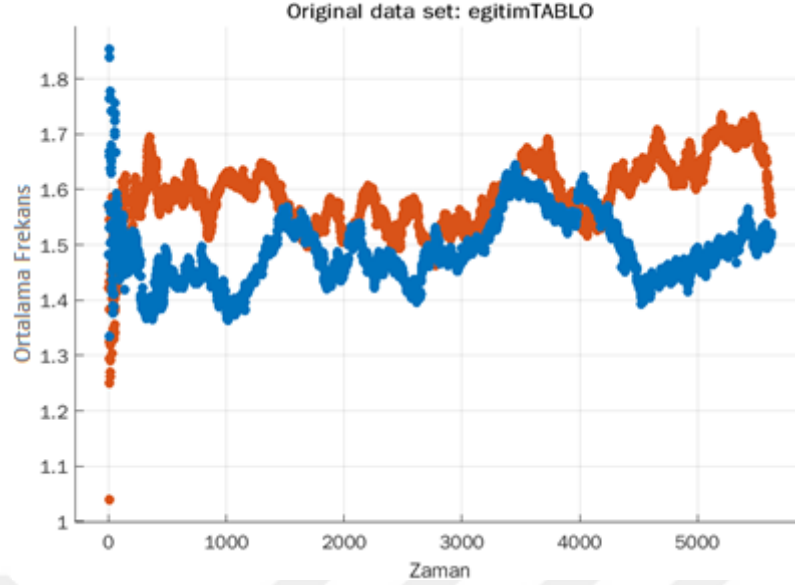


Şekil 4.14. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin güç bant genişliği değerlerinin zaman içinde değişimi

Bu özellik sinyalin frekans eksenindeki her bir küçük parçasının güç bant genişliği hesaplanarak elde edilmiştir. Şekil 4.14’de her iki referans sinyalin güç bant genişliklerinin ayırt ediciliği görülmektedir.

4.2.9. Ortalama Frekans

Ortalama frekans, sinyalin spektrum yoğunluğu ve frekansın çarpımının toplamının, sinyal spektrum yoğunluğunun toplamına bölümü olarak hesaplanan değerdir [19]. Bu özellik sinyalin frekans eksenindeki her bir küçük parçasının ortalama frekansı hesaplanarak elde edilmiştir.



Şekil 4.15. Arızalı (mavi) ve sağlam (turuncu) motora ait ses sinyallerinin ortalama frekans değerlerinin zaman içinde değişimi

Şekil 4.15’de her iki referans sinyalin ortalama frekansları arasındaki karakteristik fark gözlenmektedir.

4.3. Eğitim ve Test Verisinin Oluşturulması

Sınıflandırma algoritmaları tahmin yürütebilmek için önce eğitilmelidir. Eğitim veri seti oluşturulmalı ve algoritmaya bu veri seti tanıtılmalıdır.

Eğitim veri setinin içeriği sinyalin karakteristik özelliklerini içermelidir. Sinyalin özellik çıkarımı yapılırken sinyal bütün olarak değil, küçük parçalar haline getirilmeli, daha sonra özellik çıkarımı yapılmalıdır. Sinyal bütün olarak değerlendirildiği takdirde çıkarım yapılacak özellikler sinyalin tüm uzunluğu içerisinde kaybolacağından sadece ortalama bir değere ulaşılabilecektir. Sinyalin küçük parçalara bölünmesi, eğitim verisi oluşturmak için gerekli karakteristik özelliklerin çıkarılması için önemlidir.

Eğitim verisi oluşturulduktan sonra, algoritmanın performansı üçüncü bir motor sesi ile test edilecektir. Üçüncü motor sesinde de eğitim verisinde olduğu gibi benzer özellik çıkarma işlemleri uygulanacaktır.

4.3.1. Eğitim Verisi

Arızalı ve sağlam motora ilişkin ses sinyalleri program içerisine aktarıldıktan sonra eşit uzunluklara indirgenir. Ses sinyalleri 48 kHz örnekleme frekansına sahiptir. Eğitim verisi için

yaklaşık 1 dakika uzunluğunda kayıtlar elde edilmiştir. Ses sinyalleri 60 saniyeden biraz daha uzun olduğu için ilk önce her iki ses sinyali de 60 saniyelik uzunluğa indirgenmiştir.

Ses sinyallerinin örnekleme frekansı 48 kHz olduğundan her 1 saniyelik ses sinyalinde 48.000 değer bulunmaktadır. Sinyal uzunluğu 60 saniye olduğundan her iki vektör de 2.880.000 sayısal değere sahiptir. İnsan kulağının algılama eşiği 10 ms ve üzeri olduğu için çerçeve boyutu 512 birim seçilmiştir [20]. Böylece her bir çerçeve süresi 10,67 ms olacaktır. Ayrıca bu durum her bir sinyali 5625 parçaya bölecektir. Bu 10,67 ms uzunluğundaki parçalardan oluşan toplam 5625 parçanın her birinin yukarıda belirtilen karakteristik özelliklerin çıkarımı yapılacak ve 5625x9 büyüklüğünde eğitim tablosu matrisi elde edilecektir.

İlk önce arızalı motorun ses sinyalinin 5625 satır ve 9 sütundan oluşan özellik matrisi, daha sonra sağlam motorun ses sinyalinin 5625 satır ve 9 sütundan oluşan özellik matrisi sırasıyla ve alt alta eklenecektir.

Daha sonra ilk 5625 satırın 10. sütununa bu değerlerin arızalı motora ait olduğunu belirtmek için 'ariza' yazılacaktır. 5626. satırdan son satıra kadar da aynı işlem sağlam motor için 'sağlam' yazılarak yapılacaktır. Böylece hangi değerlerin hangi sınıfa ait olduğu bu etiketleme işlemi sayesinde algoritma tarafından bilinecektir.

Algoritmalara eğitim verisi öğretilirken MATLAB programı tarafından üç öğretme seçeneği sunulmaktadır. Bunlar Çapraz-Doğrulama, Tutma-Doğrulama, Yeniden İkame Doğrulama seçenekleridir.

Çapraz-Doğrulama, veri setini küçük parçalara bölerek algoritmanın veri setine aşırı uyum sağlayarak test verisinde başarısız olma ihtimalini azaltan bir yöntemdir.

Tutma Doğrulama yöntemi ise veri setinden belirlenen oranda bir kısmın test verisi olarak, geri kalan kısmın ise eğitim verisi olarak bölünerek algoritmanın kendi içerisinde eğitilmesini sağlar. Bu yöntem büyük veri setleri için elverişlidir.

Yeniden İkame Doğrulama yöntemi ise aşırı uyum sorununa karşı herhangi bir koruma sağlamamakla birlikte, veri setinin tümünü hem eğitim hem test verisi olarak kullanarak algoritmaları eğitir.

Önerilen yaklaşımda 11250x10 boyutunda büyük bir eğitim seti oluşturulduğu göz önünde bulundurularak, büyük veri setleri için elverişli olan Tutma Doğrulama yöntemi tercih edilmiştir. Eğitim tablosunun %75'i eğitim verisi, %25'i ise test verisi olarak ayrılarak algoritmalar eğitilmiştir.

4.3.2. Test Verisi

Eğitim veri tablosu oluşturulurken uygulanan işlemler test veri tablosu oluşturulurken de aynı işlem ve sırayla gerçekleştirilecektir. Test edilecek ses kaydı herhangi bir uzunlukta olabilir. Bu çalışmada arızalı motora ilişkin farklı zamanlarda alınan 10 saniye ve 40 saniye uzunluğunda

iki kayıt, arıza giderildikten sonra sađlam duruma iliřkin 60 saniyelik kayıt olmak üzere toplam üç adet kayıt kullanılmıştır.

Test verisi tablosunda özellik çıkarımı yapıldıktan sonra 10. sütuna herhangi bir etiketleme yapılmayacaktır. Çünkü bu sütun algoritmanın sınıf tahmin edeceği sütun olacaktır.



5. SONUÇLAR

MATLAB uygulaması içerisinde bulunan sınıflandırma öğrenici uygulaması birçok algoritmayı denemeye imkân vermiştir.

Yukarıda seçilen ve referans sinyalleri arasındaki farkı ortaya çıkaran özellikler önce birer birer test edilmiş, daha sonra özellikler bir bütün halinde algoritmalara tanıtılarak test edilmiştir.

Karar ağacı, Naive Bayes, Destek Vektör Makinesi, En Yakın Komşu, Yapay Sinir Ağı algoritmaları kullanılmış ve hepsinde yüksek doğruluk oranlı sonuçlar elde edilmiştir. Algoritmalar üçüncü motor sesinin arızalı veya sağlam olup olmadığını tespit edebilmiştir.

5.1. Özelliklerin Algoritmalara Bireysel Ölçekte Öğretilmesi

Üçüncü motor sesi olarak arızalı bir motorun sesi farklı zamanlarda kaydedilmiştir. Biri 10 saniye (Arızalı-1) uzunluğunda, diğeri 40 saniye (Arızalı-2) uzunluğunda iki adet ses kaydı ve motor tamir edildikten sonra sağlam haline ilişkin 60 saniyelik (Sağlam-1) ses kaydı olmak üzere toplam üç farklı ses sinyali her bir özellik için algoritmalarda test edilmiştir. Test edilen ses sinyallerine ilişkin tahmin sonuçları Tablo 5.1, Tablo 5.2 ve Tablo 5.3’de görülmektedir.

Tablo 5.1. Arızalı-1 sesine ilişkin özellik ölçğinde test sonuçları

Özellikler	Karar ağacı	Naive Bayes	Destek Vektör Makinesi	En Yakın Komşu	Yapay Sinir Ağı
Sfır Geçiş Oranı	0,0096	0,0267	0,032	0,9979	0,0107
Enerji	0,9979	0,9947	0,9957	0,9989	0,9989
Entropi	0,0395	0,9701	0,9701	0,0736	0,0694
Ortalama	0,3661	0,3554	0,7417	0,4312	0,3415
Çarpıklık	0,5496	0,7951	0,7844	0,667	0,6115
Basıklık	0,7247	1	1	0,9392	0,9979
Karekök Ortalama	0,9979	0,9947	0,9957	0,9989	0,9989
Güç Bant Genişliği	0,4856	0,682	0,9776	0,571	0,5048
Ortalama Frekans	0,0896	0,0064	0,0053	0,0736	0,0043

Tablo 5.1 incelendiğinde Arızalı-1 sesine ilişkin bazı özelliklerde yüksek doğruluk oranı ile çok düşük doğruluk oranları birlikte gözlenmiştir. Özellikle enerji ve karekök ortalama özellikleri tüm algoritmalarda yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Ancak diğer özelliklerde çok düşük performans izlenmiştir. Bu duruma sebep olan hususun Tablo 5.2’nin genelinden de anlaşılacağı üzere ses kaydının uzunluğunun 10 saniye gibi kısa bir süre olmasıdır.

Tablo 5.2. Arızalı-2 sesine ilişkin özellik ölçüğünde test sonuçları

Özellikler	Karar ağacı	Naive Bayes	Destek Vektör Makinesi	En Yakın Komşu	Yapay Sinir Ağı
Sfır Geçiş Oranı	0,9693	0,9845	0,9851	0,9979	0,9691
Enerji	0,948	0,9824	0,9885	0,9693	0,9795
Entropi	0,6136	0,7187	0,7237	0,7253	0,6483
Ortalama	0,5621	0,7899	0,98	0,7176	0,7469
Çarpıklık	0,5152	0,1941	0,4323	0,6304	0,4992
Basıklık	0,7128	0,7269	0,7949	0,8517	0,9048
Karekök Ortalama	0,948	0,9853	0,9976	0,9693	0,9856
Güç Bant Genişliği	0,5664	0,8419	0,9955	0,6856	0,6203
Ortalama Frekans	0,7652	0,9648	0,9648	0,8228	0,9573

Aynı arıza çeşidine sahip ancak farklı zamanlarda ve farklı uzunluklarda kaydedilen Arızalı-1 ve Arızalı-2 sesleri arasında doğruluk oranı anlamında büyük farklar olduğu Tablo 5.2’de görülebilmektedir. Çarpıklık özelliğinde Naive Bayes algoritması dışında neredeyse tüm özelliklerde ve tüm algoritmalarda yüzde elli üzerinde doğruluk oranına ulaşmakta ve sonuçlar birbirleri ile tutarlılık göstermektedir. Birçok özellikte ve birçok algorithmada doğruluk oranı %90’ı aşan sonuçlar izlenmiştir. Bu tablodan, test edilecek ses kaydının uzun süreli kaydedilmesinin daha sağlıklı ve verimli olacağı sonucuna varılmıştır.

Tablo 5.3. Sağlam-1 sesine ilişkin özellik ölçüğünde test sonuçları

Özellikler	Karar ağacı	Naive Bayes	Destek Vektör Makinesi	En Yakın Komşu	Yapay Sinir Ağı
Sfır Geçiş Oranı	0,9977	0,9952	0,9952	0,2985	0,9973
Enerji	0,7248	1	1	0,5389	0,9104
Entropi	0,8014	1	1	0,8441	0,8928
Ortalama	0,4348	0,1545	0	0,2725	0,2779
Çarpıklık	0,4796	0,7822	0,3861	0,3561	0,4114
Basıklık	0,683	0,8444	0,7417	0,6165	0,5984
Karekök Ortalama	0,7511	1	0,119	0,5111	0,4894
Güç Bant Genişliği	0,5012	0,4224	0,0354	0,4082	0,4976
Ortalama Frekans	0,2604	0,9861	0,9861	0,2711	0,9883

Tablo 5.3’de ise ortalama deęer özellięinde ve en yakın komşu algoritmasında düşük performans izlenmiştir. Ortalama deęer özellięi ve en yakın komşu algoritması dışında kalan tüm özellikler ve algoritmalarda genel itibarı ile yüksek doğruluk sonuçlarına ve %100’e varan doğruluk sonuçları görülmektedir. Ortalama deęer özellięinin sağlam motora ilişkin ses kaydında ayırt edicilięinin düşük olduęu, yine en yakın komşu algoritmasının çalışma mantıęı gereęi kendisine en yakın komşuları seçerek sınıflandırma yapması dikkate alındığında birbiri ile örtüşen özelliklerde dięer algoritmalara kıyasla daha fazla yanlış tahmin yürüttüęü sonucuna ulaşılmıştır. Ancak söz konusu özellik ve algoritmanın arızalı seslere ilişkin testlerinde kayda deęer doğruluk sonuçlarına ulaşması nedeniyle bütünsel ölçekteki test deęerlendirmesinde kullanılan eğitim setinden hariç tutulmamıştır.

5.2. Özelliklerin Algoritmalara Bütünsel Ölçekte Öğretilmesi

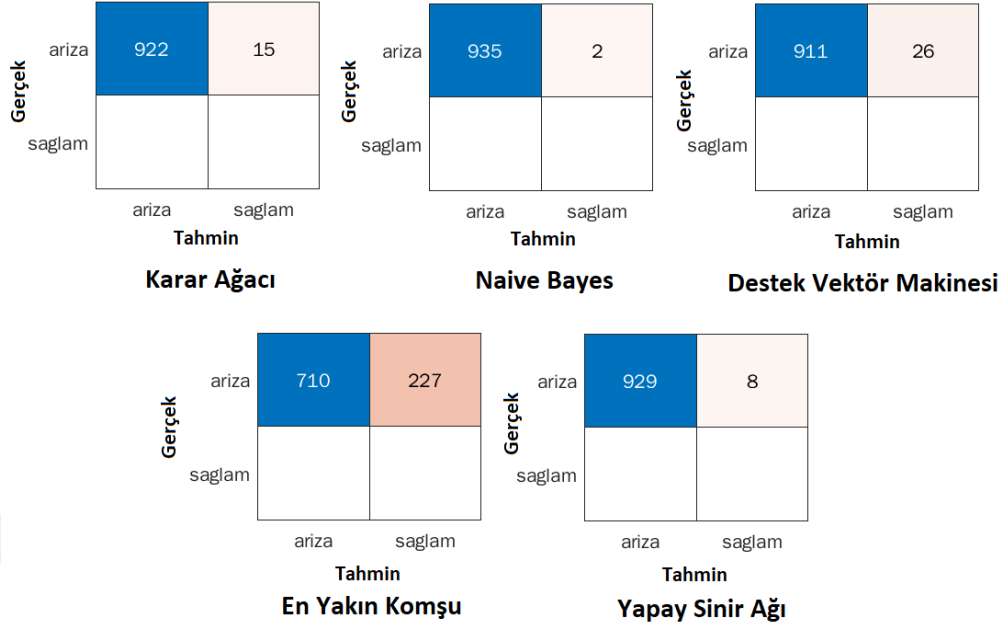
Bireysel ölçekte test edilen özellikler bir tabloda birleştirilerek bütün halinde algoritmalara öğretilmiş ve her bir ses için test edilmiştir. Test edilen ses sinyallerinin tahmin sonuçları ve tahmin etme süreleri Tablo 5.4’de görülmektedir.

Tablo 5.4. Algoritma tahmin sonuçları

Sınıflandırma algoritması	Arızalı-1	Arızalı-2	Saęlam-1	Geçen süre (saniye)
Karar ağacı	0,9840	0,9944	0,9819	0,15
Naive Bayes	0,9979	0,9888	0,9993	0,11
Destek Vektör Makinesi	0,9723	0,9853	0,9995	2,15
En Yakın Komşu	0,7577	0,9291	0,9963	0,13
Yapay Sinir Aęı	0,9915	0,9864	0,9961	0,02

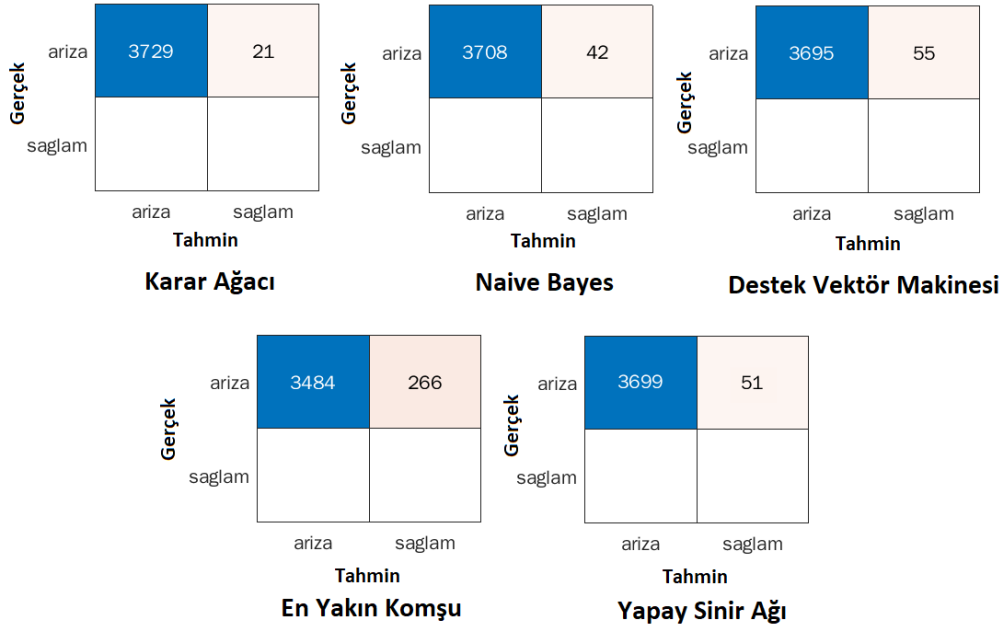
Her bir akustik sinyale ilişkin algoritmalar bazında hata matrisleri Şekil 5.1, Şekil 5.2 ve Şekil 5.3’te görülmektedir.

Arızalı-1 Hata Matrisleri

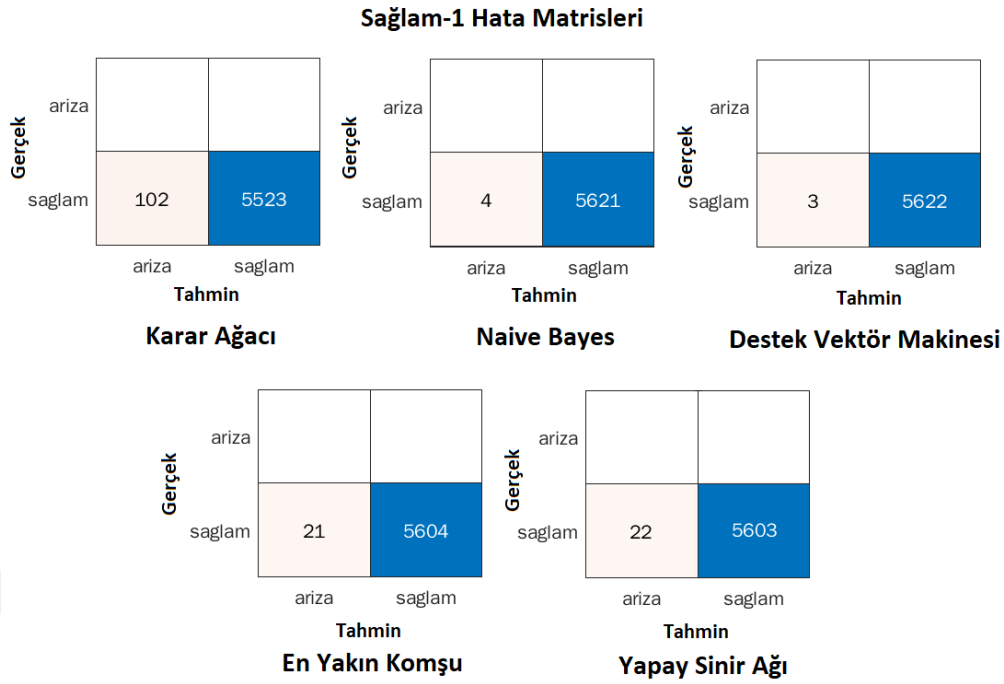


Şekil 5.1. Arızalı-1 sesine ilişkin hata matrisleri

Arızalı-2 Hata Matrisleri



Şekil 5.2. Arızalı-2 sesine ilişkin hata matrisleri



Şekil 5.3. Sağlam-1 sesine ilişkin hata matrisleri

En yakın komşu algoritmasında Arızalı-1 motor sesinin teşhisinde düşük performans izlenmiştir. Bunun sebebinin özellik çıkarımı sonucunda elde edilen verilerden bazılarının örtüşmesi ve en yakın komşu algoritmasının kendisine en yakın değere göre karar vermesi olduğu anlaşılmıştır. Diğer seslerde ise en yakın komşu algoritmasında en verimli sonuca mesafe “Öklid” ve komşu sayısı 6 seçildiğinde ulaşılmıştır. Diğer sınıflandırma algoritmalarının doğruluk performansı en yakın komşu algoritmasına göre daha yüksektir.

Naive Bayes algoritması tüm testlerde toplamda en yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Destek Vektör Makinesi tahmin etme süresi bakımından diğer algoritmalara kıyasla daha uzun sürede sonuca ulaşmış ise de genel olarak tüm algoritmalar 2 saniyeden az bir sürede komutlara cevap vermiştir.

Yapay Sinir Ağı algoritması da oldukça yüksek doğruluk oranına sahip ise de bu algoritmanın diğerlerine kıyasla önemli bir dezavantajı bulunmaktadır. MATLAB programı Yapay Sinir Ağı dışında kullanılan algoritmaları program dâhilinde sadece komutlarla yapısal olarak oluşturabilmektedir. Ancak Yapay Sinir Ağı için aynı durum söz konusu değildir. MATLAB içerisinde bulunan Sınıflandırma Öğrenici uygulaması vasıtası ile Yapay Sinir Ağı algoritması yapısal olarak oluşturulmaktadır. Program her çalıştırıldığında Sınıflandırma Öğrenici uygulaması ile yeniden yapı oluşturulması pratikte zor olacağı için bir kez oluşturulan Yapay Sinir Ağı algoritma yapısı MATLAB sürücüsüne kaydedilmiştir. Bu algoritma yapısı ise 85 MB büyüklüğündedir. Programın gelecekteki uygulamalarda gömülü bir sisteme dönüştürülmesi halinde bu büyüklükteki bir dosyanın işlemci performansını önemli ölçüde etkileyecek bir yük olabileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

Özellik bazında yapılan testler, seçilmiş olan özelliklerin referans sinyallerin özgünlüğünü ortaya çıkardığını göstermektedir. Ortalama değer özelliğinin tüm özellikler arasında en zayıf özgünlüğe sahip olduğu, arızalı motor seslerinde sıfır geçiş oranı, karekök ortalama ve ortalama frekans gibi özelliklerin, sağlam motor sesinde ise enerji, entropi ve basıklık özelliklerinin ayırt ediciliğinin yüksek olduğu görülmüştür. Herhangi bir özelliğın tek başına kullanılmasının arıza teşhisinde sağlıklı sonuçlar veremeyeceğı, bazı özelliklerin farklı ses kayıtlarında birbirine zıt performans sonuçları olsa dahi birlikte kullanıldığında algoritma performansına olumlu katkı sağladığı tespit edilmiştir. Yine teşhis edilmek istenen ses kaydının süresinin uzun olması, sese ait karakteristik özelliklerin çıkarımında oldukça önemli olduğu sonucuna varılmıştır.



ÖNERİLER

Makine öğrenme yöntemleri aynı anda çok fazla veri arasında ilişki kurmak ve tahmin mekanizması geliştirmek için elverişlidir. Tahmin algoritmalarının doğruluk oranı algoritmaya öğretilen verilerin sayısı ile doğru orantılıdır. Algoritmaya ne kadar veri öğretilirse, tahmin edilmesi istenen ses sinyalinde o kadar az hata yapılmaktadır.

Farklı arıza çeşitlerinde birbirine benzer sinyaller üreten motorlara ilişkin verilerin birbirinden ayırt edilmesi zorluk teşkil edecektir. Bu durumda çalışma yapılacak motor seslerine has karakteristik özellik çıkarımları değerlendirilmelidir. Bir başka seçenek ise referans sinyal olarak birden fazla motor çeşidine ilişkin arızalı ve sağlam ses kayıtlarından birçok örnek alınarak bir ses kütüphanesi oluşturulmasıdır. Ayırt edici özelliklerin doğru seçilmesi, zaman ekseni ve/veya frekans ekseninde elde edilen verilerin gerektiğinde birleştirilmesi de daha etkili sonuçlar doğuracaktır.

Akustik sinyallerin analiz yönteminin en büyük dezavantajı sinyalin çevresel gürültüye maruz kalmasıdır. Gürültü müdahalesinden kaçınmak her ortamda mümkün olmadığı için filtre kullanılarak sinyalin gürültüden arındırılması gerekebilir. Yöntemin yalnızca sessiz ortamda değil, gürültülü ortamda da yüksek doğrulukla sonuç vermesi gelecekteki uygulamalar açısından önem arz etmektedir.

MATLAB programı dâhilinde Karar Ağacı, Naive Bayes, Destek Vektör Makinesi algoritmalarının kullanımı için ek bir uygulama gerekmemesi ve elde edilen sonuçların yüksek doğruluğu göz önünde bulundurulduğunda söz konusu algoritmalar tercih edilebilir algoritmalar olarak öne çıkmaktadır.

Arıza teşhisinde sinyal işleme ve makine öğrenme yöntemleri ile tahmin yürütme işlemleri doğrudan bir bilgisayar vasıtası ile yapılabileceği gibi gelecekteki uygulamalarda gömülü bir sistem vasıtası ile pratik uygulamaya dönük daha etkili çözümler geliştirilebilir. Ancak, tahmin sürelerinin gömülü sistemlerde bir bilgisayar sistemine oranla daha uzun olabileceği dikkate alındığında Karar Ağacı ve Naive Bayes algoritmalarının arıza teşhisinde kullanılacak en uygun algoritmalar olduğu değerlendirilmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] Z. Gao, C. Cecati, S. X. Ding, (2015). A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques— Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 6, pp. 3757-3767
- [2] Lei, Y., Lin, J., He, Z. & Zuo, M. J., (2013). A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35(1-2), pp. 108-126.
- [3] K. Alameh, N. Cité, G. Hoblos, G. Barakat, (2015). Vibration-based Fault Diagnosis Approach for Permanent Magnet Synchronous Motors, *IFAC-PapersOnLine*, Volume 48, Issue 21, pp. 1444-1450
- [4] Glowacz, W., Glowacz Z., (2014). Diagnostics of separately excited DC motor based on analysis and recognition of signals using FFT and Bayes classifier, *Archives of Electrical Engineering*, 64 (1), pp. 29-35
- [5] D.H. Hwang, Y.W. Youn, J.H. Sun, K.H. Choi, J.H. Lee, and Y.H. Kim, (2015). Support vector machine based bearing fault diagnosis for induction motors using vibration signals, *Journal of Electrical Engineering & Technology* 10 (4), pp. 1558–1565
- [6] Janssens O., Schulz R., Slavkovikj V., Stockman K., Loccufier M., Van de Walle R., Van Hoecke S.,(2015). Thermal image based fault diagnosis for rotating machinery, *Infrared Physics & Technology*, pp. 73: 78- 87.
- [7] Glowacz A., (2019). Fault diagnosis of single-phase induction motor based on acoustic signals, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 117, pp. 65-80.
- [8] KODEDU, Naive Bayes Sınıflandırma Algoritması, <https://kodedu.com/2014/05/naive-bayes-siniflandirma-algoritmasi/#:~:text=Na%3C%AFve%20Bayes%20s%C4%B1n%C4%B1fland%4C%B1rma%20algoritmas%C4%B1%2C%20ad%C4%B1n%C4%B1,yani%20kategorisini%20tespit%20etmeyi%20ama%C3%A7lar,Eriřim:10-01-2021>
- [9] Medium, Machine Learning Classification-K-NN (K En Yakın Komşu)-Part 9, <https://medium.com/@ekrem.hatipoglu/machine-learning-classification-k-nn-k-en-yak%C4%B1n-kom%C5%9Fu-part-9-6f18cd6185d,Eriřim:10-01-2021>
- [10] Medium. Nedir Bu Destek Vektör Makineleri? (Makine Öğrenmesi Serisi-2), <https://medium.com/deep-learning-turkiye/nedir-bu-destek-vekt%C3%B6r-makineleri-makine-%C3%B6%C4%9Frenmesi-serisi-2-94e576e4223e,Eriřim:10-01-2021>
- [11] Anonim. Rastgele Orman, https://tr.wikipedia.org/wiki/Rastgele_orman#:~:text=Rastgele%20ormanlar%20veya%20rastgele%20karar,yapan%20bir%20toplu%20%C3%B6%C4%9Frenme%20y%C3%B6ntemidir,Eriřim:10-01-2021
- [12] Medium, Neural Network Nedir? Nasıl Çalışır?, <https://medium.com/@sametaylak/neural-network-nedir-nas%C4%B1n-%C3%A7al%C4%B1%C5%9F%C4%B1r-4363922b8f6a,Eriřim:01-06-2021>
- [13] Giannakopoulos, T., Pikrakis, A. (2014). *Introduction to audio analysis: a MATLAB approach*. Academic Press, pp. 73-75.
- [14] Toh, A. M., Togneri, R., Nordholm, S. (2005). Spectral entropy as speech features for speech recognition, *Proceedings of PEECS*, 1, 92.
- [15] Chowdhury, R. H., Reaz, M. B., Ali, M. A. B. M., Bakar, A. A., Chellappan, K., Chang, T. G. (2013). Surface electromyography signal processing and classification techniques, *Sensors*, 13(9), pp. 12431-12466.

- [16] Anonim, Basıklık, <https://tr.wikipedia.org/wiki/Bas%C4%B1kl%C4%B1k>, Eriřim: 10-01-2021
- [17] Anonim, Karekk Ortalama, https://tr.wikipedia.org/wiki/Karek%C3%B6k_ortalama, Eriřim: 10-01-2021
- [18] MATHWORKS, Power Bandwith, https://uk.mathworks.com/help/signal/ref/powerbw.html?searchHighlight=powerbw&s_tid=srchtitle_powerbw_1, Eriřim: 10-01-2021
- [19] Luscinia, Mean Frequency Calculation, <http://luscinia.sourceforge.net/page26/page35/page35.html#:~:text=The%20mean%20frequency%20of%20a,total%20sum%20of%20spectrogram%20intensity>, Eriřim: 10/01/2021
- [20] Muchnik C, Hildesheimer M, Rubinstein M, Sadeh M, Shegter Y, Shibolet B. (1985). *Minimal time interval in auditory temporal resolution*. J Aud Res. 25(4):239-46.

