



**İSKENDERUN TEKNİK**  
ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

**YÜKSEK  
LİSANS  
TEZİ**

**SATRANÇ OYUN KONTROLÜNE  
YÖNELİK TÜRKÇE KOMUTLARIN  
YAPAY ZEKA İLE ALGILANMASI**

**Gizem KARACA**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ  
ANABİLİM DALI**

**TEMMUZ 2022**



**İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**



**SATRAŇ OYUN KONTROLÜNE YÖNELİK TÜRKÇE KOMUTLARIN  
YAPAY ZEKA İLE ALGILANMASI**

**Gizem KARACA**

**YÜKSEK LİSANS  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**TEMMUZ 2022**

Gizem KARACA tarafından hazırlanan ‘‘SATRANÇ OYUN KONTROLÜNE YÖNELİK TÜRKÇE KOMUTLARIN YAPAY ZEKA İLE ALGILANMASI’’ adlı tez çalışması ařağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile İskenderun Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliğı Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

**Danışman:** Doç. Dr. Yakup KUTLU

Bilgisayar Mühendisliğı Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum.

.....  
.....

**Başkan:**

Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliğı Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum.

.....  
.....

**Üye:**

Anabilim Dalı, Üniversite Adı (Örnek: Endüstri Mühendisliğı Anabilim Dalı, İskenderun Teknik Üniversitesi)

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Yüksek Lisans Tezi olduğunu onaylıyorum/onaylamıyorum.

.....  
.....

Tez Savunma Tarihi: ...../...../...

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Yüksek Lisans Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

.....  
Doç. Dr. ERSİN BAHÇECİ  
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü



## ETİK BEYAN

İskenderun Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez üzerinde Yükseköğretim Kurulu tarafından hiçbir değişiklik yapılamayacağı için tezin bilgisayar ekranında görüntülediğinde asıl nüsha ile aynı olması sorumluluğunun tarafıma ait olduğunu,
  - Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
  - Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
  - Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
  - Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
  - Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,
- bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

İmza

Gizem KARACA

.../.../2022

SATRAŇ OYUN KONTROLÜNE YÖNELİK TÜRKÇE KOMUTLARIN YAPAY ZEKA  
İLE ALGILANMASI  
(Yüksek Lisans Tezi)

Gizem KARACA

İSKENDERUN TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TEMMUZ 2022

ÖZET

Tez kapsamında hareket yetenekleri kısıtlanmış bireylerin kafe, engelli bireyler için oluşturulmuş sosyal merkezlerde kullanabilecekleri satranç oynayan bir çalışma geliştirilmektedir. Uzuvarı olmadan doğan ve belirli bir kaza ya da hastalıktan dolayı uzuvarını kaybetmiş kişilerin tedavi edilme şansları olmasa da sosyal hayatlarına devam edebilmeleri için yardımcı olacak bir çalışma yapılması amaçlanmaktadır. Bu çalışma ile engelli bireylerin sosyalleşmesinin yanı sıra rehabilite olmalarına da yardımcı olunması hedeflenmektedir. Satranç modülü, insan bilgisayar etkileşim modülü ve yapay zeka modülü olmak üzere üç yapıdan oluşmaktadır. Aynı ayrı çalışan bu yapılar bir arada çalışan bir sistem haline dönüştürülmüştür. 86 erkek, 65 kadın olmak üzere 151 kişiden alınan 43790 ses kaydı kullanılarak bir sistem geliştirilmiştir. Ses kayıtlarından öznitelik çıkarma yöntemi olarak mel frekanslı keprstral katsayıları (MFKK) ve gammatone keprstral katsayıları (GTKK) yöntemi kullanılmıştır. Çıkarılan bu özniteliklere maximum normalizasyonu uygulanmıştır. Çıkarılan özniteliklere k en yakın komşu (k-EYK), destek vektör makinesi (DVM), naive bayes ve çok katmanlı ağlar (ÇKA) ile sınıflandırma işlemlerinin yanı sıra Evrişimli Sinir Ağları (ESA) modeli kullanılarak sınıflandırma işlemi yapılmıştır. ESA modelinde MFKKve GTKK yöntemi ile elde edilen veri setleri kullanılmıştır. %85 üstünde başarıml elde edilmiştir ve kişi bazlı sonuçlar ile de %93 başarıml elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler : Satranç, MFKK, GTKK, ESA, İnsan Bilgisayar Etkileşimi

Sayfa Adedi : 55

Danışman : Doç. Dr. Yakup KUTLU

DETECTION OF TURKISH COMMANDS FOR CHESS GAME CONTROL WITH  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE  
(M. Sc. Thesis)

Gizem KARACA

ISKENDERUN TECHNICAL UNIVERSITY  
GRADUATE EDUCATIONAL SCIENCES INSTITUTE

JULY 2022

ABSTRACT

Within the scope of the thesis, a chess-playing study is being developed that individuals with limited mobility can use in cafes and social centers created for disabled individuals. It is aimed to carry out a study that will help people who were born without limbs and lost their limbs due to a certain accident or disease, so that they can continue their social lives even if they do not have a chance to be treated. With this study, it is aimed to help people with disabilities in their rehabilitation as well as their socialization. It consists of three structures: chess module, human-computer interaction module and artificial intelligence module. These structures, which work separately, have been transformed into a system that works together. A system was developed using 43790 voice recordings taken from 151 people, 86 men and 65 women. Mel frequency kepsral coefficients (MFCC) and gammatone kepsral coefficients (GTCC) method were used as feature extraction method from sound recordings. Maximum normalization was applied to these extracted features. In addition to classification processes with k nearest neighbor (k-NN), support vector machine (SVM), naive bayes and multilayer networks (ÇKA), the extracted features are classified using Convolutional Neural Networks (CNN) model. Data sets obtained by MFCC and GTCC methods were used in the CNN model. More than 85% success has been achieved and 93% success has been achieved with person-based results.

Keywords : Chess, MFCC, GTCC, CNN  
Number of Pages :55  
Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Yakup KUTLU

## TEŐEKKÜR

Tez alıőmamın planlanmasında, araőtırılmasında ve yürütülmesinde ilgi ve desteęini esirgemeyen, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle alıőmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren ve ayrıca engin bilgi ve tecrübelerinden yararlanırken göstermiş olduęu hoşgörü ve sabırdan dolayı danışmanım Do. Dr. Yakup KUTLU' ya sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Hayatımın her aşamasında destekleriyle beni yalnız bırakmayan, bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan aileme teşekkür ederim.



## İÇİNDEKİLER

|   | <b>Sayfa</b> |
|---|--------------|
| ÖZET .....  | iv           |
| ABSTRACT .....  | v            |
| ŞEKİLLERİN LİSTESİ .....                                      | xiv          |
| SİMGELER VE KISALTMALAR.....                                  | xv           |
| 1.GİRİŞ.....  | 1            |
| 1.1.Önceki Çalışmalar .....                                   | 3            |
| 2. MATERYAL VE YÖNTEM .....                                   | 9            |
| 2.1 Materyal .....  | 9            |
| 2.1.1 Veri toplama .....                                      | 9            |
| 2.2 Ön İşlemler.....  | 11           |
| 2.3 Öznitelik Çıkarma Yöntemleri .....                        | 12           |
| 2.3.1 Mel frekanslı kepsral katsayıları (MFKK) yöntemi .....  | 13           |
| 2.3.2 Gammatone kepsral katsayıları (GTKK) yöntemi .....      | 14           |
| 2.4 Sınıflandırma Yöntemleri.....                             | 15           |
| 2.4.1 K en yakın komşu sınıflandırma.....                     | 16           |
| 2.4.2 Çok katmanlı ağlar (ÇKA) .....                          | 16           |
| 2.4.3 Destek vektör makineleri (DVM).....                     | 17           |
| 2.4.4 Naive bayes.....  | 18           |
| 2.4.5 Evrişimli sinir ağları (ESA) model geliştirilmesi ..... | 19           |
| 2.4.6 Performans Ölçüm Yöntemleri.....                        | 20           |
| 2.5 Satranç Uygulaması.....                                   | 21           |
| 3. ARAŞTIRMA VE BULGULAR .....                                | 22           |
| 3.1 İnsan Bilgisayar Etkileşim Modülü (İBEM) .....            | 22           |
| 3.2 Yapay Zeka Modülü.....                                    | 23           |
| 3.3 Satranç Modülü .....                                      | 27           |
| 4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....                                 | 30           |
| KAYNAKLAR.....  | 43           |
| EKLER .....   | 48           |

## ÇİZELGELERİN LİSTESİ

|   | <b>Sayfa</b> |
|---|--------------|
| Çizelge 2.1. Kişiden alınan örnek ses sinyali görüntüsü .....                                       | 11           |
| Çizelge 2.2.Sınıflandırma Doğruluk Tablosu .....  | 20           |
| Çizelge 4.1. 12,13 ve 14 GTKK değerleri ile elde edilen başarımlar .....                            | 31           |
| Çizelge 4.2. 12,13 ve 14 MFKK değerleri ile elde edilen başarımlar .....                            | 31           |
| Çizelge 4.3. GTKK yöntemi ile k-EYK sınıflandırıcısı sonuçları.....                                 | 32           |
| Çizelge 4.4. GTKK yöntemi ile Naive Bayes sınıflandırıcısı sonuçları.....                           | 33           |
| Çizelge 4.5. GTKK yöntemi ile DVM sınıflandırıcısı sonuçları.....                                   | 34           |
| Çizelge 4.6. MFKK yöntemi ile k-EYK sınıflandırıcısı sonuçları .....                                | 35           |
| Çizelge 4.7. MFKK yöntemi ile Naive Bayes sınıflandırıcısı sonuçları.....                           | 36           |
| Çizelge 4.8. MFKK yöntemi ile DVM sınıflandırıcısı sonuçları.....                                   | 37           |
| Çizelge 4.9. GTKK yöntemi uygulandıktan sonra genel başarımlar sınıflandırma sonuçları .....        | 38           |
| Çizelge 4.10. MFKK yöntemi uygulandıktan sonra genel başarımlar sınıflandırma sonuçları.....        | 38           |
| Çizelge 4.11. MFKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar.....                   | 39           |
| Çizelge 4.12. GTKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar .....                  | 39           |
| Çizelge 4.13. k-EYK sınıflandırıcısı ile MFKK 13'lü bant analizi .....                              | 40           |
| Çizelge 4.14. En anlamlı 5 frekans bandı ile elde edilen sonuçlar .....                             | 40           |
| Çizelge 4.15 Evrişimli sinir ağları için hazırlanan 5 farklı veri seti sınıflandırma sonuçları..... | 41           |

## ŞEKİLLERİN LİSTESİ

|  | <b>Sayfa</b> |
|--|--------------|
| Şekil 2.1. Örüntü tanıma akış diyagramı .....  | 9            |
| Şekil 2.2. Satranç oyunu arayüzü görüntüsü.....  | 10           |
| Şekil 2.3. Seslerin kırılması ve etiketlenmesinin görüntüsü .....  | 12           |
| Şekil 2.4. Mel frekans kepsral katsayıları yönteminin akış diyagramı .....                               | 13           |
| Şekil 2.5. Gammatone kepsral katsayıları yönteminin akış diyagramı.....                                  | 15           |
| Şekil 2.6. Yapay zeka genel kategorik gösterimi.....   | 15           |
| Şekil 2.7. k-EYK sınıflandırıcısı.....   | 16           |
| Şekil 2.8. Çok katmanlı ağ yapısı .....  | 17           |
| Şekil 2.9. Doğrusal ve doğrusal olmayan hiper uzayların sınıflandırılmasının gösterimi (Ukil, 2007)..... | 18           |
| Şekil 2.10. Naive Bayes sınıflandırıcı yapısı .....  | 19           |
| Şekil 2.11. Evrişimli Sinir Ağı Yapısı .....   | 20           |
| Şekil 3.1. Modüller arasındaki akış diyagramı .....  | 22           |
| Şekil 3.2. Yapay zeka modülünün akış diyagramı.....  | 23           |
| Şekil 3.3. Evrişimli sinir ağının maximum havuzlama için akış diyagramı .....                            | 25           |
| Şekil 3.4. Evrişimli sinir ağının ortalama havuzlama için akış diyagramı .....                           | 26           |
| Şekil 3.5. Ses komutunun oyun üzerinde gerçekleştirilebilmesi için akış diyagramı.....                   | 28           |
| Şekil 3.6. Komut verildikten sonra sistemin iletişim diyagramı.....                                      | 28           |
| Şekil 3.7. Sistemin çalışma diyagramı .....  | 29           |
| Şekil 4.1. Kişi bazlı kalibrasyon uygulaması akış diyagramı .....  | 42           |

## SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

### Kısaltmalar

### Açıklamalar

**ÇKA**

Çok Katmanlı Ağlar

**ESA**

Evrişimli Sinir Ağları

**k-EYK**

k En Yakın Komşu

**LPKK**

Lineer Tahmin Kepstrum Katsayıları

**MFKK**

Mel Frekanslı Kepstral Katsayıları

**GTKK**

Gammatone Kepstral Katsayıları



## 1. GİRİŞ

Satranç çok eski zamanlardan günümüze gelmiş bireysel beceri isteyen bir strateji ve zekâ oyunudur. Mısır piramitlerindeki kabartmalar, satrancın M.Ö. yıllarda oynandığını ispat etmektedir. Satrançla ilgili ilk yazılı belgelerde günümüze Hindistan'dan gelmektedir ayrıca günümüzdeki adını almadan önce ÇATURANGA adı ile anılması Hindistan'da başlamıştır. İspanyol Lucena'nın ilk basılı satranç kitabında (1497) ile satrancın o zamanki yeni kuralları açıklanmaktadır. O zamandan günümüze kadar, satranç oyun kuralları değişmemiştir. “Bu yüzyıldan sonra bugün oynanana benzeyen modern satrançtan bahsedilebilmektedir. İspanya (16. yüzyıl), İtalya (16./17. yüzyıl), Fransa (18./19. yüzyıl), İngiltere (19. yüzyıl) ve Rusya (20. yüzyıl), sırayla satrançta Avrupa'nın önder ülkelerinden oldular” (Satrancın Tarihçesi, 2005).

Satranç oyununun amacı, rakip oyuncunun şahını mat etmektir. Şahın mat edilmesi, rakip oyuncunun şahının bulunduğu karenin tehdit altında olması ve tehditti önlemek amacıyla başka bir kareye kaçması ya da tehditti önleyecek başka bir hamlesinin olması anlamına gelmektedir. Oyunda yapılan hamlelerle rakip oyuncunun hareketlerini kısıtlamak ve rakibin taşlarını alarak gücünü azaltmak ana prensiptir.

Satranç ilk olarak satranç tahtası üzerinde oynanmaktadır. Satranç tahtası, açık ve koyu renkte 64 kareden oluşmaktadır. Karelerin konumlarının rahat bir şekilde belirlenebilmesi için 1-8 arası sayı ve a-h harfleri sırasıyla satır ve sütun olarak tahtanın karşı kenarlarında yer almaktadırlar. Oyun başlarken satranç tahtası, her zaman beyaz taşlarla başlanır. Satranç tahtasında oyun başında 16'sı beyaz ve 16'sı siyah olmak üzere toplam 32 taş bulunmaktadır. Oyuncuların her birinin şu 16 satranç taşları vardır: Şah, Ağır taşlar (vezir ve iki kaledir), Hafif taşlar (iki at ve iki fildir) ve Sekiz piyon oluşmaktadır. Taşlar, Şekil 2.1'de gösterildiği gibi satranç tahtasının iki tarafına yerleştirilir.

Satranç ilk olarak tahta üzerinde oynanarak oynansa da teknolojinin gelişmesi ile oyunun bilgisayar, cep telefonu, tablet gibi cihazlarda oynanması mümkün hala gelmiştir. Satranç ve benzeri oyunları oynayabilen ilk satranç makineleri 1950 yıllarının başında dijital bilgisayarlarda çalışan yazılım programları olarak oluşturulmuştur.

İnternet satranç sunucusu (ICS) ilk olarak Utah Üniversitesi'nden Michael Moore ve Richard Nash tarafından resmi olarak 15 Ocak 1992 açılmıştır. İlk enkarnasyonu

lark.utah.edu' da barındırılan ve telnet aracılığıyla erişim sağlanabiliyordu. ICS, satranç oyununun internet üzerinden oynanmasını sağlamanın yanı sıra oyun ile ilgili tartışma ve izleme olanağını sağlamaktadır. ICS, her kullanıcının bilgisayarında bulunan çeşitli grafik satranç istemcileri ile oyuncuları birbirine bağlamasını sağlayan tesislerden oluşmaktadır. Kısa sürede yaygınlaşmış ve sürekli yeni özellikler eklenmesiyle günden güne popüler hale gelmiştir (History of the Internet Chess Server ,2005).

1997 yıllarında ise süper bilgisayar ve özel donanımlarda çalışan satranç motorları dünyanın en iyi satranç oyuncularını yenebilecek kapasiteye ulaşmıştır. Bu alandaki gelişmeler özellikle 20.yüzyılın sonlarında hızını giderek artırmıştır. IBM üretimi Deep Blue programı, o dönemin satranç şampiyonu olan Kasparov ile maç yapan ilk akıllı bilgisayar programıdır. 1996 yılında oynanan ilk turnuvayı Kasparov kazanırken, ertesini yıl programın geliştirilmiş versiyonu olan Deeper Blue ile oynanan oyunu ise bilgisayar kazanmıştır (Stapczynski, 2022). İnsanoğlunun yapay zeka ile ilk ciddi yenilgisi bu maçlarda olmuştur.

2006 yılında masaüstü bilgisayarlarda çalışan satranç oyunları dünyanın en iyi oyuncularını yenecek kapasiteye ulaşmıştır. Bilgisayar üzerinde oynanan satranç oyunu ilk olarak masaüstü olarak çalışsa da gelişen teknoloji ile online satranç oyunları oluşturulmuştur. İki kişi tarafından telefonla oynanan ilk satranç oyunu 1878 yılında Derbyshire, İngiltere'de iki kişi tarafından oynanmıştır. Mobil teknolojinin gelişmesi ile mobil cihazlar ile her an her yerde gerek akıllı yapay zekaya karşı gerekse kişiler birlikte oynanabilecek duruma ulaşmıştır. Teknolojinin gelişmesiyle derin öğrenme ile satranç oynayan robot kolları ve robotlar geliştirilmiştir.

Bu tez çalışmasında kişilerden alınan ses kayıtları çeşitli işlemlerden geçirilerek işlenmiş ve sınıflandırılmıştır. Elde edilen sonuçlar kullanılarak ses komutları ile istenilen hareketi ara yüzde oynayabileceği şekilde geliştirilmiştir. Kişilerden alınan ses kayıtları ara yüz baz alınarak 29 sözcük belirlenmiştir. Bu sözcükler platform üzerinde hareket edilmesini sağlamak ya da oyun sırasında oluşabilecek durumlara göre (çekil, geri al, kapat vb.) kullanılabilir sözcüklerdir. Ses komutları ile hareket ettirilmek istenen taşı ve taşın hareket ettirileceği konum tespit edilerek ara yüze iletilmesi ve platform üzerinde istenilen hareketin gerçekleştirilmesi ile sağlanmıştır.

## 1.1.Önceki Çalışmalar

Yapılacak çalışmada satranç ara yüz olarak kullanılacağı için literatürde satranç oyununun geliştirilmesi ile ilgili çalışmalar incelenmiştir (Janko,2016; Newell,1988; Nabiye,2015). Hajari, Iyer ve Patil (2014) tarafından geliştirilen çalışmada satranç oynamak için sensörlü bir satranç tahtası kullanılarak yapay zekâ uygulaması geliştirilmiştir. Ardından ekranda görüntülenerek satranç oynama kural dışı hareketlerin tespit edilmesini ve taşı çalarken elde edilebilecek en iyi hareketlerin belirlenmesi olarak iki ana bölüme ayrılmaktadır.

Janko ve Guid (2016) tarafından yapılan çalışmada progresif satranç için son teknoloji bir program tasarlanması amaçlanmıştır. A\* algoritması, Baseline algoritması, Manhattan algoritması, Covering algoritması, Ghost algoritması, Squares algoritması, Heuristics gibi algoritmalar kullanılmıştır. A \* algoritmasını minimax arama ile birleştirilmesi ve hareket zincirlerini bulmak için, yeni bir yöntem seti geliştirilmiştir. Kişinin bilgisayara karşı progresif satranç oynamasını ve daha sonra analiz edilebilmesi için grafik kullanıcı arayüzü geliştirilmiştir.

Satranç oyununun robot kollar ve robotlar tarafından oynanmasını sağlayan pek çok yeni çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalarda robot sisteminin geliştirilen yeni algoritmalar ve yapay zeka kullanılarak satranç oynayabilmelerini sağlanmaktadır (Sarker, 2015; Carrera, 2017; Chen, 2016; Larregay, 2018; Anh, 2016; Christie, 2017; için Al-Saedi, 2015; Lukač, 2018; Angelkov, 2015; Golz, 2015).

Bilgisayarın ses olaylarını algılaması, otomatik olarak tanınması ortaya çıkan yeni uygulamaların konusunu oluşturmaktadır. McLoughlin, Zhang, Xie, Song ve Xiao (2015) çalışmasında, işitsel görüntü ön uç özelliklerini, destek vektör makinesini ve derin sinir ağı sınıflandırıcılarını kullanarak, spektrogram görüntü tabanlı ön uç özellikleriyle karşılaştıran bir ses olayı sınıflandırma çerçevesini ana hatlarıyla göstermektedir.

Vashisht, Sharma ve Dogra (2015) yaptıkları çalışmada bölgesel Hint aksanını tanımak için konuşmacı tanıma çalışması oluşturmuştur. Ses sinyallerinin özelliklerini belirlemek için MFCC katsayıları ve Dinamik Zaman Atlama (DZA) özellik eşleme teknikleri kullanılmıştır. Anahtar kelimeler, sekiz erkek, iki kadın olmak üzere 10 konuşmacı tarafından kaydedilmiştir. Çalışma temiz ve gürültülü ortamlarda test edilerek en iyi doğruluk sonucunu veren ortam belirlenmiştir.

Mel Ölçekli Frekans Kepstral Katsayıları (MFKK) kullanılarak konuşulan kelimelerin ses sinyallerinden konuşma tanıma yaklaşımı oluşturulmuştur. Ittichaichareon, Suksri ve Yingthawornsuk (2012, Temmuz) yaptıkları çalışmada Temel Bileşen Analizi, Maksimum Örneklem Sınıflandırıcısı ve Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemleri kullanılmıştır.

Sharma, Shukla ve Mishra (2014) birçok dilin konuşulduğu ülkelerde kullanılabilir konuşmayı ve dili ses sinyalleri ile tanımlayacak bir model oluşturmuşlardır. Öznitelik seçiminde MFKK ve delta-MFKK' leri kullanılmıştır. Yapay sinir ağları özniteliklerden verileri eğitmek amacıyla kullanılmıştır. Örnek olarak, Hindistan'da kullanılan Hintçe, İngilizce, Sanskritçe ve Telugu dili kullanılarak konuşma tanımlayıcı model oluşturulmuştur.

Ghadage ve Shelke (2016, Nisan) çalışmalarında çok dilli konuşma sinyallerinin yazıya dönüştürülmesini sağlayan bir sistem oluşturmuşlardır. Bu sistemde insanın konuşması ile oluşan sinyaller girdi olarak alınmakta ve kelime olarak çıktı alınmaktadır. Mel Frekans Kepstral Katsayısı (MFKK), Minimum Mesafe Sınıflandırıcı ve Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemleri kullanılmaktadır.

Dutta ve Sarma (2012, Aralık) Asam dilinde konuşma tanımayı gerçekleştirecek bir prototip model geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmada konuşmanın yazıya dönüştürülmesi konuşma tanıma sisteminin bir parçası olarak tasarlanmıştır. Doğrusal Tahmini Kodlama (LPC) ve Mel frekans kepsral katsayısı (MFKK) yöntemleri ile elde edilen verileri Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) yöntemi kullanılarak sınıflandırma işlemi yapılmaktadır.

Tombaloğlu ve Erdem (2016, Mayıs) çalışmalarında Türkçe konuşma tanıma sistemi geliştirmişlerdir. Sistem DVM- MFCC tabanlı oluşturulsa da Gizli Markov Metodu (HMM), Doğrusal Öngörü kepsral katsayıları (LPKK) ve bu iki yöntemin kombinasyonu ile oluşturulan yöntem ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır.

Otomatik Konuşma Tanıma (OKT), bilgisayarın konuşulan kelimeleri tanınması ve okunabilir metne dönüştürmesi olarak tanımlanmaktadır. OKT konuşmacının konuşulan kelimeyi doğru tanınması amacıyla geliştirilmiştir. Debnath ve Roy (2020) geliştirdikleri çalışmada OKT yöntemi kullanılarak konuşulan kelimeyi kümelemek için kullanılmıştır. OKT, bilgisayarın kelime boyutu, gürültü, konuşmacı özellikleri veya aksandan bağımsız olarak herhangi bir insan tarafından konuşulan kelimeyi tanımlamasıyla oldukça önem taşımaktadır. İngilizce kelimeleri tanımlamak için yapılan çalışmada k-ortalama ve

Gaussian Expectation Maximization (GEM) yöntemleri kullanılmıştır. Öz nitelik çıkarma için MFKK yöntemi kullanılmıştır. İki farklı sınıflandırma yöntemi karşılaştırılarak en iyi sonucu veren yöntem belirlenmeye çalışılmıştır.

Eray, Tokat ve Iplikci (2018, Mart) çalışmasında literatürde yapılan çalışmalar incelererek Türkçe konuşma tanıma uygulaması geliştirmişlerdir. Çalışma, uygulamanın kodlanması ve konuşma tanıma işlemlerinden oluşmaktadır. Bilgisayarda sıkça kullanılan 20 Türkçe sözcük belirlenerek her sözcüğün ses kaydı alınmıştır. Destek Vektör Makineleri (DVM) yöntemi kullanılarak geliştirilen çalışmada Soft Margin DVM (SM-DVM) ve Least Square DVM (LS-DVM) sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Sonuç olarak SM-DVM sınıflandırıcısı için %91, LS-DVM sınıflandırıcısının %71 başarımlı sonucu elde etmiştir.

Shah, Kim ve Jang (2018, Haziran) yaptıkları çalışmada MFKK ve HMM yöntemi kullanılarak geçici ya da mekansal olarak değişen örüntüleri tanımak için yeni bir yöntem geliştirmişlerdir. MFKK ve HMM, konuşma tanıma için fiili standart olarak kabul edilmiştir. Geçici olarak değişken özelliklere sahip zaman alanı sinyallerinin modellenmesinde oldukça iyi bir başarımlı göstermiştir. Görüntülerde bulunan karakteristik desenleri HMM kullanılarak verimli bir şekilde modellenmesi sağlanmıştır. MFKK ve HMM ile örüntü sınıflandırma algoritmasının başarılı bir şekilde modelleneceğini ispatlayarak sonraki çalışmalarda kullanılması için önerilmiştir.

MFKK yöntemi temel alınarak oluşturulan GTKK yöntemi kullanılarak yapılan başka bir çalışmada GTKK diğer çalışmalardan farklı olarak konuşma dışı seslerin sınıflandırılmasında kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar konuşma dışı seslerin ayırt edilmesinde GTKK yönteminin MFKK yönteminden daha iyi sonuç verdiğini tespit etmişlerdir. Öznitelik seçilimi için MFKK ve GTKK yöntemi, sınıflandırma içinse DT, k-EYK, ÇKA ve DVM kullanılmıştır (Valero ve Alias, 2012).

Agrawal, Sailor, Soni ve Patil (2017, Ağustos) çevresel ses sınıflandırması (ESC) için Teager Enerji Operatörü (TEO), Gammaton filtre bankasını geliştirerek kullanmışlardır. ESC-50 ve UrbanSound8K veri setleri kullanılmıştır. Gauss Karışım Modeli (GMM) ve spektral özellikleri kullanan Evrişimli Sinir Ağı (ESA) sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. GTKK ve MFKK yöntemleri karşılaştırılarak en başarılı yöntem belirlenmeye çalışılmıştır.

MFKK yöntemi farklı alanlarda başarı ile kullanılmıştır. Bu çalışmalar içinde konuşma tanıma, konuşmacıyı tanıma, ses sahtekarlığını gibi alanlarda yapılan çalışmalarda iyi sonuçlar aldığı raporlanmaktadır (Goh, 2009; Ai, 2012; Ahmad, 2015).

GTKK yöntemi farklı alanlarda başarı ile kullanılmıştır. Bu çalışmalar içinde dronların çıkardıkları seslerden tanınması, konuşma duygu tanıma, ses sahtekarlığını gibi alanlarda yapılan çalışmalarda iyi sonuçlar aldığı raporlanmaktadır (Das, 2016; Shi, 2018; Sugan, 2018).

Fathima ve Raseena (2013) ses sinyallerinin doğru analiz ve sentezlenmesi için kullanılan MFKK ve GTKK yöntemleri karşılaştırılarak en iyi sonuç veren yöntemin belirlenmesini sağlamaktadırlar. MFKK ve GTKK yöntemlerinin karşılaştırılması için k-EYK, DVM, yapay sinir ağları yöntemleri sınıflandırma için kullanılmıştır. GTKK sonuçlarının MFKK sonuçlarına göre daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir.

Shao, Jin, Wang ve Srinivasan (2009, Nisan) yaptıkları çalışmada insanların bir dinleyici olarak gürültülü ortamlarda bile konuşmayı anlamasını baz alarak oluşturdukları otomatik konuşma tanıyıcılardan farklı olarak gürültülü ortamlarda konuşmayı tanıyabilen bir sistem oluşturmuşlardır. Bu çalışmada MFKK ve Gammatone Frekanslı Kepstral Katsayıları (GFKK) yöntemleri kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir. Yapılan karşılaştırma sonucunda GFKK yöntemi ile elde edilen sonuçların daha başarılı olduğu belirlenmiştir.

Gerazov ve Ivanovski (2013) çalışmalarında Makedonca için otomatik konuşma tanıma (ASR) sistemi ve insan makine ara yüzü oluşturulmuşlardır. 188 kelimedenden oluşan 30 anadili ile kaydeden ve uzunluğu 2,5 saatten oluşan bir veri tabanından oluşmaktadır. MFKK, GTKK ve Power Normalized Kepstral Coefficients (PNKK) yöntemleri ile öz nitelik çıkarımı yapılmaktadır. HMM yöntemi ile sınıflandırma işlemi yapılmaktadır.

Hassine, Boussaid ve Messaoud (2016) geri besleme geri yayılım sinir ağını (FFBPNN) ve DVM yöntemi kullanılarak iki Maghrebian lehçesini (Tunus ve Fas) sınıflandırılmasını sağlamaktadırlar. FFBPNN ve DVM yöntemleri arasında karşılaştırma yapılarak en iyi sonuç veren yöntem belirlenmeye çalışılmıştır.

Khaing ve Lin (2014) yaptıkları çalışmada Myanmar dili için konuşma işleme ve tanıma sistemi oluşturulmuşlardır. LPC ve GTKK yöntemleri kullanılarak öz nitelik çıkarımı yapılmaktadır. k-EYK ve HMM yöntemleri ile sınıflandırma için kullanılmaktadır.

Nguyen ve Cao (2020) Google konuşma tanıma (GSR) Vietnamca sesli komutların doğrulama yüzdesi düşük olduğu için yapılan çalışmada GSR ile elde edilen sonuçlar baz alınarak oluşturulan veri seti DVM ve ESA modelleri kullanılarak yanlışların düzeltilmesi için bir sistem oluşturmuşlardır.

Sumon, Chowdhury, Debnath, Mohammed ve Momen (2018, Eylül) gerçekleştirdikleri çalışmada Bangla dili ile kısa konuşma komutlarını tanıyan bir sistem geliştirmişlerdir. Sistem oluşturulurken 3 farklı ESA mimarisi oluşturmuş kullanılmış ve elde edilen sonuçlarda MFKK öznitelik seçimi kullanılan mimaride tek heceli kelimeleri belirlemede daha iyi başarımlar gösterdiği belirlenmiştir. Ancak çok heceli komutlarda yeterli başarımlar elde edilemediği belirtilmiştir.

Li ve Zhou (2017) Google TensorFlow ve AIY ekibinin Konuşma Komutları Veri Kümesini kullanarak kısa bir sürede anahtar kelimeleri doğru algılayabilen bir Konuşma Komutu Tanıma sistemi oluşturmuşlardır. Sistem oluşturulurken öz nitelik seçimi için MFKK yöntemi kullanılırken sınıflandırma için Vanilya Tek Katmanlı Softmax Modeli, Derin Sinir Ağı ve Evrişimli Sinir Ağı Modelleri kullanılmıştır. Evrişimli Sinir Ağı Modelleri kullanılarak elde edilen sonuçların diğer modellere göre daha iyi sonuç elde edildiği kanıtlanmıştır.

Pavan, Kumar ve Manikandan (2020, Mayıs) elektronik cihazların ses komutları ile çalışmasını sağlayan bir sistem geliştirmişlerdir. Bu sistemin ana amacı gerçek zamanlı konuşma tanıma olarak belirlense de sistemin Hint dillerinde çalışması istenilmiş ve bununla ilgili çalışmalar hala devam etmektedir. Sistem, hazır bir konuşma veri kümesi bulunmadığı için laboratuvar ortamında kaydedilen örnekler kullanılarak performans değerlendirmesi yapmaktadır. Sistemin diğer Hint ve yabancı dillere kolayca genişletilebileceği belirtilmiştir.

Yang, Qi, Chen, Chen, Siniscalchi, Ma ve Lee (2021, Haziran) yaptıkları çalışmada kuantum devre kodlayıcısından ve uçtan uca akustik model (AM) bazlı tekrarlayan bir sinir ağından (RNN) oluşan kuantum evrişimsel sinir ağını (QESA), konuşma tanıma da karşılaşılan mahremiyeti koruma amaçlı merkezi olmayan öznitelik çıkarma yöntemi olarak tasarlamışlardır. QESA, Google Speech Commands Veri Kümesi üzerinde test edilmiştir. Merkezi olmayan modelin, evrişimli özellikler ile merkezleştirilmiş RNN modellerinden daha iyi olduğu tespit edilmiştir.

Bu tez çalışmasında Türkçe ses komutları ile satranç oynayabilecekleri bir platform oluşturulmak amaçlanmıştır.

Bu tez çalışmasının özgün değeri, Türkçe ses komutları veri tabanı oluşturulması, yeni yaklaşımların analizi ile bu alanda uygulanması ve satranç oyununa entegrasyonu olacaktır.





## 2. MATERYAL VE YÖNTEM

Makine öğrenmesi temel olarak insanların yerine makinaların problem çözümü için kurallar oluşturması olarak tanımlanabilir. Yapay zeka yaklaşımlarında programlama yapılırken programa girdi olarak veriler ve kurallar verilir, bunlara göre bir cevap elde edilmesi sağlanmaktadır. Bu şekilde programlanmış ve öğrenilmiş verilere dayanarak veri setleri içerisindeki olası tekrarlayan örüntülerin otomatik olarak belirlenmesi sağlanabilmektedir. Örüntü tanıma sistemlerinde Şekil 2.1’de gösterildiği gibi 3 ana işlem yapılmaktadır.



Şekil 2.1. Örüntü tanıma akış diyagramı

### 2.1 Materyal

#### 2.1.1 Veri toplama

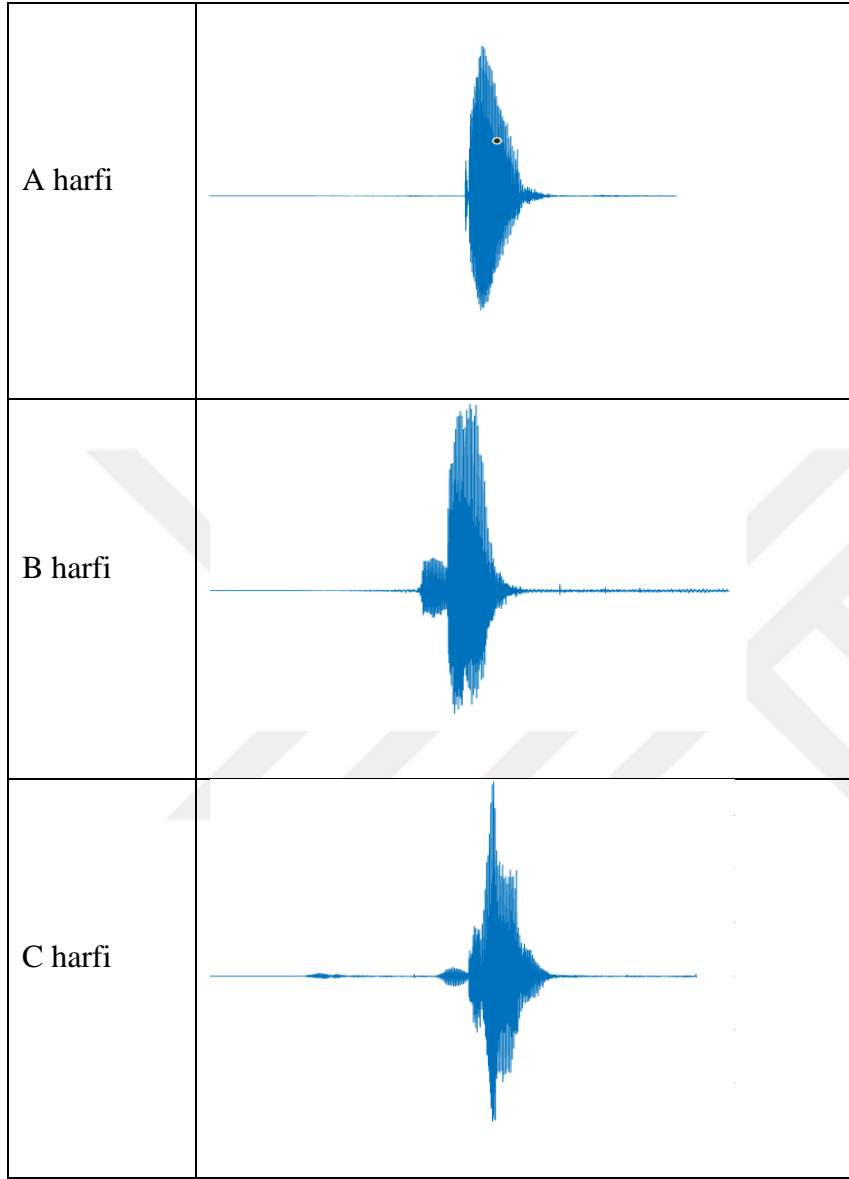
Bu tez kapsamında ilk olarak satranç oyunu oynanmasında gerekli komutlar için sesler belirlenmiştir. Bu anlamda Şekil 2.2 ‘de görülen satranç oyunu arayüzü kapsamında yapılan incelemede, 29 farklı ses komutu ile satranç oyununun oynanabileceği düşünülmüştür. Bu sebeple. 86 erkek, 65 kadın olmak üzere 151 farklı gönüllüden sırasıyla a, b, c, d, e, f, g, h, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, kale, at, fil, vezir, şah, piyon, mat, rook,

başla, yeni oyun, geri al, çekil, kapat olmak üzere bir sözcük için, her bir kişiden yaklaşık 1 saniyelik 10'ar kayıt alınmıştır. Tüm Ses kayıtları mp3 formatında ve örnekleme frekansı 44100Hz olarak kaydedilmiştir. Bir kişiden 290 kayıt, toplamda ise 43790 kayıttan oluşan veri seti oluşturulmuştur. Böylece veri seti her bir sözcük için 1510 adet kayıttan oluşmaktadır. Çizelge 2.1 de bir kişiden alınan örnek ses sinyal örüntülerinden verilmiştir.



Şekil 2.2. Satranç oyunu arayüzü görüntüsü

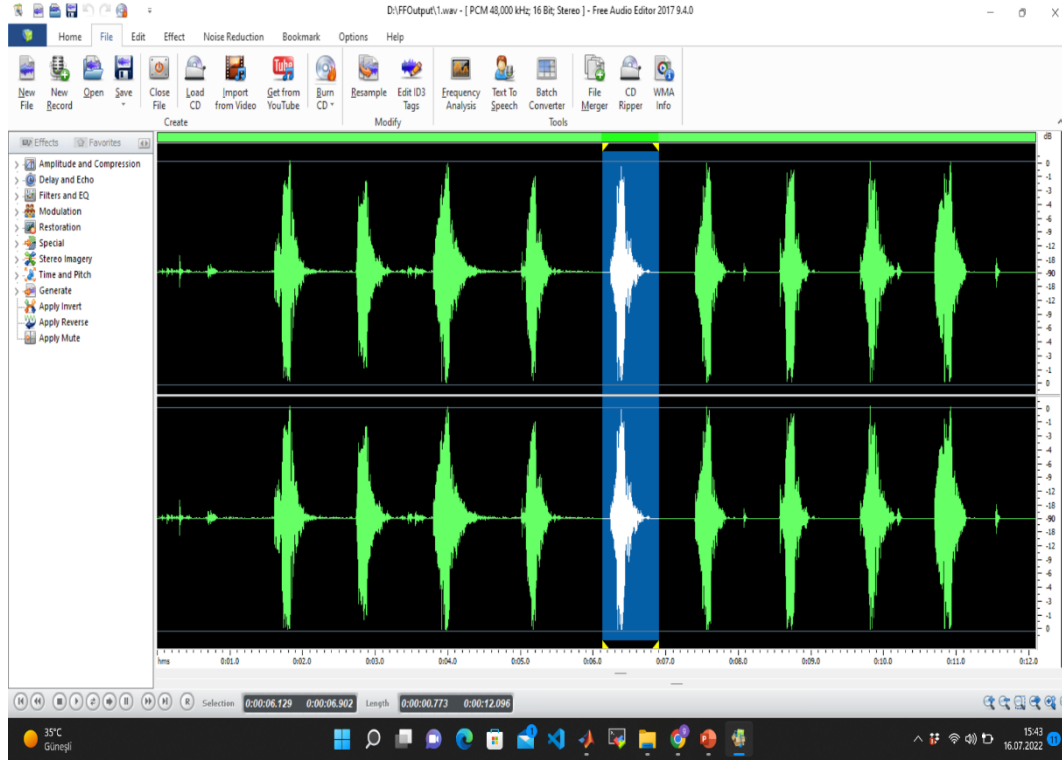
Çizelge 2.1. Kişiden alınan örnek ses sinyali görüntüsü



## 2.2 Ön İşlemler

Kayıtlarda öz nitelik seçiminin doğru bir şekilde yapılabilmesi için en önemli adımlardan biri ön işlemlerin doğru bir şekilde yapılmasıdır. Bu çalışmada ön işlemler yapılırken ilk olarak ses kayıtlarının işlenebilmesi için .mp3 formatından .wav ses dosyasına dönüştürülmekte ve kayıtlarda oluşan gürültüler, kişinin sözcüğü söyleyene kadar ya da söyledikten sonra kişinin duraksamasından kaynaklı, nefes alış-verişi ve yutkunması ile oluşan bozukluk ve aralıklar, aynı zamanda kayıt sırasında ortamdan gelen gereksiz

seslerin ayrıştırılması sağlanmaktadır. Ses kayıtları her kişi için sırasıyla dinlenmekte ve uygun sesler belirlendikten sonra gereksiz sesler kırılmaktadır. Kırpma işlemi manuel olarak yapılmaktadır. Her bir sözcük dinlendikten sonra gereksiz ses ve gürültü ses kaydından kırılmaktadır. Free Audio Editor uygulaması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. (n.d.) Şekil 2.3' de ise seslerin kırılması ve etiketlenmesinin görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 2.3. Seslerin kırılması ve etiketlenmesinin görüntüsü

### 2.3 Öznitelik Çıkarma Yöntemleri

Öznitelik seçimi ses kayıtlarının sınıflandırmasını ilk ve en önemli adımdır. Öznitelik çıkarmak için ses kayıtlarındaki gürültü ve işe yaramaz özelliklerin ön işlemlerden geçerek ayırt edilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada ses kayıtları MFKK ve GTKK yöntemi kullanılarak öznitelik çıkarılmaktadır. MFKK ve GTKK yöntemi bir sonraki bölümde açıklanacaktır. Çalışmamızda MFKK ve GTKK yönteminden ayrı olarak medyan filtre yöntemi ile filtreleme işlemi denendi ve elde edilen sonuçlar MFKK ve GTKK yöntemine göre daha düşük olduğu için çalışmaya dahil edilmemesine karar verilmiştir.

### 2.3.1 Mel frekanslı kepsral katsayıları (MFKK) yöntemi

MFKK' ler, arka plan gürültüsünü, duyguyu, vb. sesin dilsel içeriğini ve tınılarını belirlemede kullanılmasının yanı sıra konuşma, müzik bilgisi tanımda, tür sınıflandırma sistemlerinde ve aynı zamanda konuşmacı tanımda kullanılmaktadır (Chakraborty ve Parekh, 2018).

Mel-Frekanslı Kepsral Katsayıları, ses sinyallerinden alınan özellikler, insanın konuşmasını tanımlamayı sağlayacak şekilde tasarlanmış bilgi içermektedir. MFKK, ses sinyali kısa karelere bölünmesi ile çıkarılmaktadır. Her kare için Fourier dönüşümünden uygulanır ve bu, karenin tayfı ile sonuçlanır. Spektrum mel ölçeğine eşlenmesi ve Mel frekans spektrumunun kütükleri alındıktan sonra, ayrı bir kosinüs dönüşümü yapılmaktadır. Elde edilen spektrumdaki genlikler MFKK' leri oluşturmaktadır. MFKK' lerin çıkarılması, sinyali pencerenin uzunluğu olarak adlandırılan birden fazla kareye böler. Pencere adımı adı verilen parametre, sonraki çerçevenin özelliklerini hesaplamadan önce pencerenin ne kadar hareket ettiğini gösterir, yani çerçeveler birbirleriyle örtüşebilir. Her çerçeve için, kullanıcı tarafından tanımlanan bir özellik miktarı, optimum bilgi miktarı için genellikle 8 ile 14 arasında hesaplanmaktadır (Colonna, Peet, Ferreira, Jorge, Gomes ve Gama, 2016, Temmuz). Şekil 2.2 de MFKK yönteminin akış diyagramı adım adım gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Mel frekans kepsral katsayıları yönteminin akış diyagramı

Bu çalışmada alınan ses kayıtları ilk olarak çerçeveleme işlemi yapılmaktadır. Çerçeveleme işleminde, zaman aralığı kısa aralıklara bölünerek kullanılmaktadır (Schafer, 1975). Bu çalışmada (Atal, 1976) etkili zaman aralığı olarak belirttiği 20-30 ms arasında kullanılmıştır. Çerçeveleme işleminin ardından pencereleme işlemi yapılarak çerçeveler arasındaki süresizlik farkları ortadan kaldırılmaktadır. Pencereleme işlemi için yaygın olarak kullanılan Hamming fonksiyonu kullanılmaktadır.

$$\omega[n] = 0.54 + 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{M-1}\right) \quad 0 \leq n \leq M-1 \quad (3-1)$$

W= Hamming penceresi

M= Uzunluk

Bütün çerçevelere pencereleme işlemini yapıldıktan sonra sonra fourier dönüşümü yapıldıktan sonra kişinin zamanla değil de frekans üzerinden işlem yapabilmesini sağlamaktadır.

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left( a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sin \frac{n\pi x}{L} \right) \quad (0-2)$$

**f(t) = Fourier serisi gösterimi**

Fourier dönüşümünden sonra ses sinyalleri mel frekans filtresinden geçirilmektedir. Mel frekans filtresinin formülü aşağıda belirtilmiştir.

$$mel f = 2595 \log_{10}(1 + f/7000) \quad (0-3)$$

f, Hertz biriminden frekansı

Son olarak, her çerçeveye ters fourier dönüşümü yapılarak MFKK değerleri elde edilmektedir.

### 2.3.2 Gammatone kepstral katsayıları (GTKK) yöntemi

Gammatone Cepstral Katsayısı (GTKK), filtreme işlemi sonucunda insan işitme sistemine daha çok benzeyen filtre yanıtlarının gelişmiş özellikleri nedeniyle önem kazanmaktadır. GTKK gürültüye karşı daha dayanıklı olduğu için MFKK yöntemine göre sınıflandırma performansı daha iyi olduğu tespit edilmiştir. Eşdeğer dikdörtgen bant genişliği bantlarına sahip gammatone filtreleri kullanarak oluşturulan GTKK, MFCC yönteminin bir modifikasyonudur (Malik, 2020). Bu yöntemde MFKK yönteminde izlenen adımlar aynı şekilde uygulanmaktadır. MFKK yönteminden farklı olarak mel frekans filtresi yerine gammatone filtresi kullanılmaktadır. İlk olarak çerçeveleme işlemi ile ses sinyalleri parçalanıyor daha sonra pencereleme işlemi ile çerçeveler arasındaki süresizlik farkları ortadan kaldırılması sağlanmaktadır. Fourier dönüşümü uygulandıktan sonra gammatone filtre kullanılmaktadır. Son olarak çerçevelere ters fourier dönüşümü kullanılarak GTKK

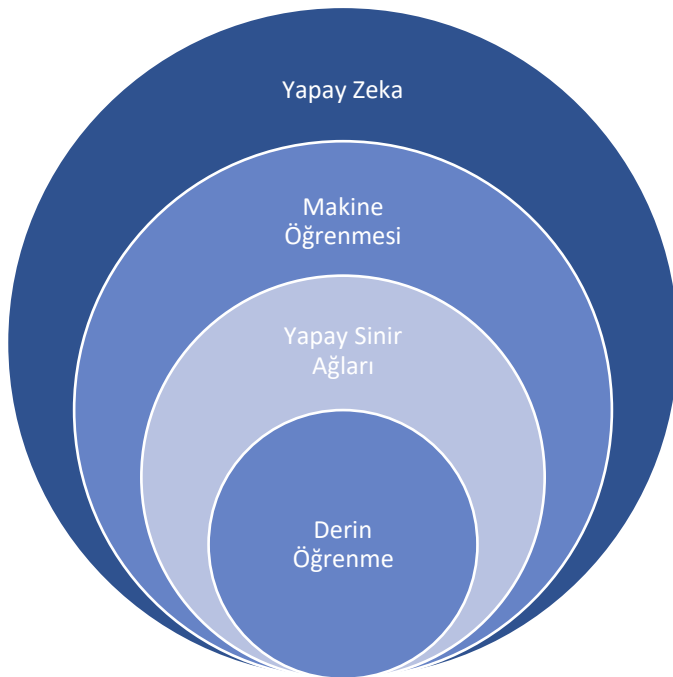
değerleri elde edilmektedir. Diğer çalışmalara bakıldığında 13 GTKK kullanılmış ve başarılı sonuç alındığından bu çalışmada da 13 GTKK kullanılmıştır. (Fathima, 2013; Valero, 2012; Agrawal, 2017).



Şekil 2.5. Gammatone kepsral katsayıları yönteminin akış diyagramı

## 2.4 Sınıflandırma Yöntemleri

Makine öğrenmesi hesaplama yöntemlerine göre, kural tabanlı, istatistiksel uzay tabanlı ve deterministik olması gibi birçok yöntemi içinde barındırmaktadır. Bu yöntemlerden k en yakın komşu (k-EYK), DVM, naive bayes, çok katmalı ağlar (ÇKA) ve evrişimli sinir ağları (ESA) sınıflandırıcı olarak belirlenmiştir.

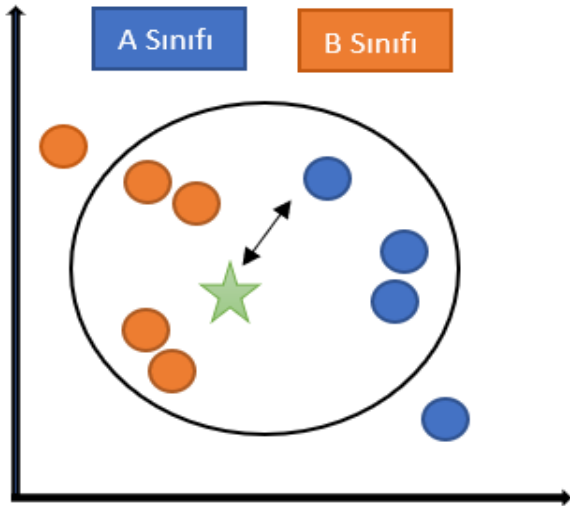


Şekil 2.6. Yapay zeka genel kategorik gösterimi

### 2.4.1 K en yakın komşu sınıflandırma

K'ye en yakın komşular algoritması (k-EYK), sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılan parametrik olmayan algoritmadır (Chakraborty ve Parekh, 2018). k'ye en yakın komşu (k-EYK) sınıflandırıcısı, basit bir sınıflandırma yöntemi olmasına rağmen iyi performans alınmasını sağlamaktadır. k parametresi alınarak çevreyi sınırlayıp, komşuların sayısına göre değişiklik yaparak sınıflandırma düzeninin performansını etkileyebilmektedir (Ahmad, Fiaz, Kwon, Sodanil, Vo ve Baik, 2016). Öklid uzaklığı, Manhattan uzaklığı, Minkowski uzaklığı gibi çeşitli uzaklık hesaplama yöntemleri bulunmaktadır. Sınıflandırma yapılırken  $k=1$  ise, örnek en yakın komşusunun sınıfına atanmaktadır (Taşcı ve Onan, 2016).

k-EYK yöntemi ile ses sinyallerinin eğitim seti olarak belirlenmiş örneklerin hepsi n boyutlu bir örnek uzayda tutulmaktadır. Her yeni bir örnek geldiğinde, eğitim setindeki bu örneğin en yakın k tane örnek belirlenmektedir. Bu belirlenen k tane en yakın komşu sınıfına bakılarak yeni örneğin sınıf etiketine karar verilmektedir (Taşcı ve Onan, 2016). Şekil 2.4' da k-EYK sınıflandırıcısı  $k=7$  örneği için gösterilmiştir.



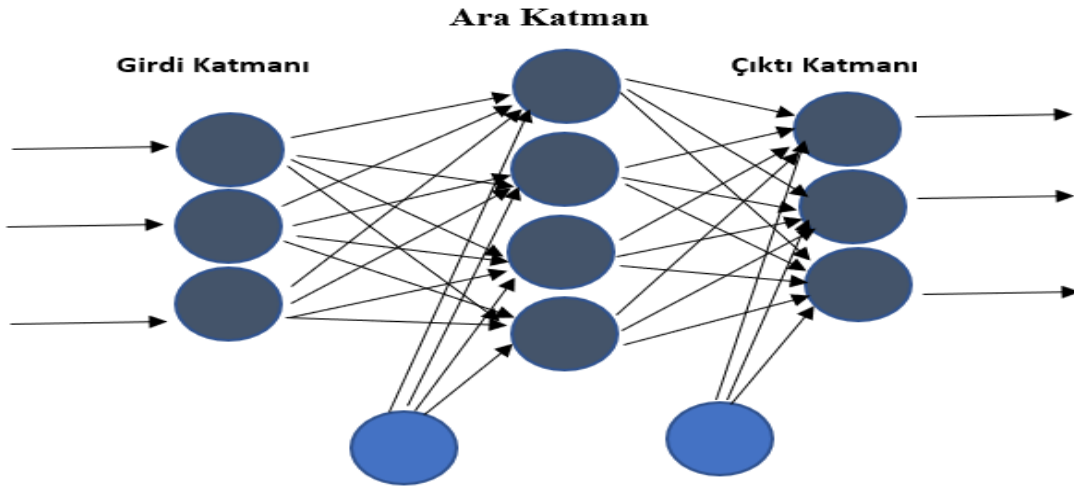
Şekil 2.7. k-EYK sınıflandırıcısı

### 2.4.2 Çok katmanlı ağlar (ÇKA)

Girilen eğitim verilerine karşılık gelen çıktılarının oluşturulduğu modellere çok katmanlı ağlar (ÇKA) denilmektedir. ÇKA, giriş, ara ve çıktı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Giriş katmanında girilen veriler ara katmana aktarılarak, ara katmanda



işlenir. Çıkış katmanında ise giriş verilerinin çıktı değerleri hesaplanır (Braspenning, 1995).



Şekil 2.8. Çok katmanlı ağ yapısı

Sinir sistemi baz alınarak oluşturulan ÇKA, nöron hücrelerinin çalışma prensibi temel alınarak oluşturulmaktadır. Bu da nöron hücrelerinin birbirine ağırlık bağlantılarıyla bağlı olduğu bir yapı şeklinde oluşturulmaktadır (Şekil 2.5). Her bir nöron girişlerin toplamının bir fonksiyonu olan bir çıkış sinyali üretir. Bu fonksiyon;

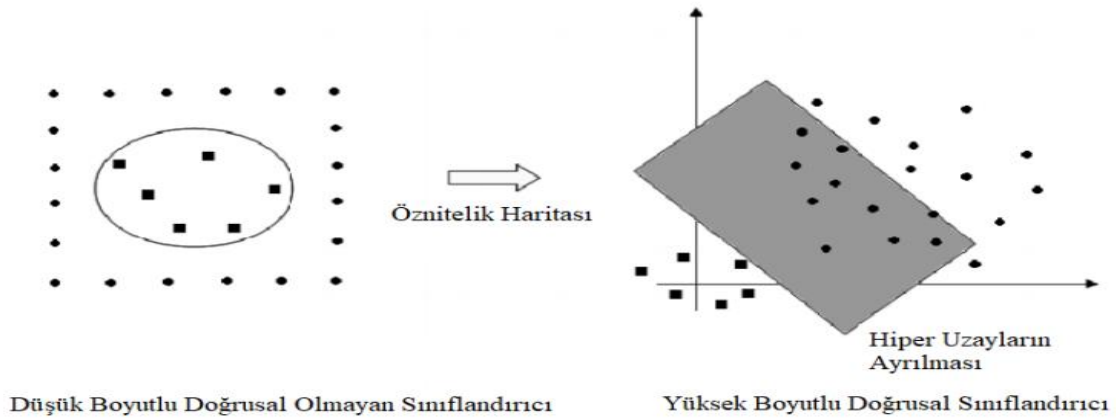
$$y_j = f \left( \sum x_i w_{i,j} \right) \quad (0-4)$$

Şeklinde hesaplanır.  $w_{i,j}$  ağırlıkları,  $x_i$  giriş değerini  $f(.)$  aktivasyon fonksiyonunu  $y_j$  ise çıkış değerini temsil eder (Kutlu ve diğerleri 2009).

### 2.4.3 Destek vektör makineleri (DVM)

DVM bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Sınıflandırma yapılırken bir sınıfın tüm veri noktalarının diğer sınıflardan doğrusal karar sınırı belirleyerek ayrılır. Veri seti, eğitim ve test olmak üzere iki veri setinden oluşmaktadır. Eğitim ile girilen verilerin özellikleri çıkarılır ve test ise sınıfların doğrusal karar sınırı belirlenir (Cortes, 1995; Patil, 2018; Patil, 2019).

DVM sınıflandırma yapılırken, regresyon ya da diğer işlemler sonucunda yüksek ve sonsuz boyutlu uzayda hiper düzlem ve hiper düzlem dizisi oluşmaktadır. Bir sınıfın en yakın eğitim veri noktalarına işlevsel sınır olarak tanımlanır ve en büyük mesafesi olan hiper düzlemden sonuçlar alınmaktadır. Bunun nedeni ise sınıflandırıcı ne kadar büyükse genellemeden kaynaklı hatalar o kadar azalmaktadır (Iheme ve Ozan, 2019). Şekil 2.10 kullanılan veriye göre doğrusal ve doğrusal olmayan verilerin DVM sınıflandırılması gösterilmiştir.



Şekil 2.9. Doğrusal ve doğrusal olmayan hiper uzayların sınıflandırılmasının gösterimi (Ukil, 2007)

#### 2.4.4 Naive bayes

Naive Bayes, istatistiksel yöntemlere dayanan bir sınıflandırma algoritmasıdır ve birçok çalışmada kullanılarak iyi sonuçlar elde edilmiştir (Iheme ve Ozan, 2019). Bayes kuralı uygulanarak  $X$  örneğinin  $Y$  sınıfı olma olasılığı Eş. 3.5 itibaren gösterildiği gibi hesaplanma adımları ile yapılmaktadır. Bu denklemde,

$P(x)$  = Girdi olasılığı

$P(y)$  = Çıkış olasılığı

$P(y|x)$  =  $x$  olayının gerçekleştiği durumda  $Y$  olayının meydana gelme olasılığı

$P(x|y)$  =  $y$  olayının gerçekleştiği durumda  $X$  olayının gerçekleşme olasılığını ifade etmektedir.

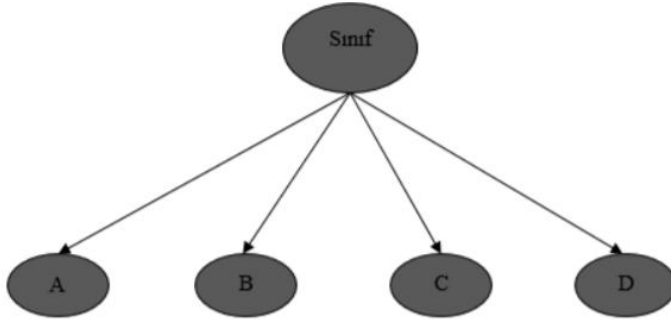
$$P(y|Xx) = \left( \frac{P(x|y) P(y)}{P(x)} \right) \quad (3-5)$$

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (3-6)$$

$$P(y | x_1, \dots, x_n) = \left( \frac{P(x_1 | y)P(x_2 | y) \dots P(x_n | y) P(y)}{P(x_1)P(x_2) \dots P(x_n)} \right) \quad (3-7)$$

$$P(y | x_1, \dots, x_n) \propto \prod_{i=1}^n P(x_i | y) \quad (3-8)$$

$$y = \operatorname{argmax}_y P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i | y) \quad (3-9)$$



Şekil 2.10. Naive bayes sınıflandırıcı yapısı

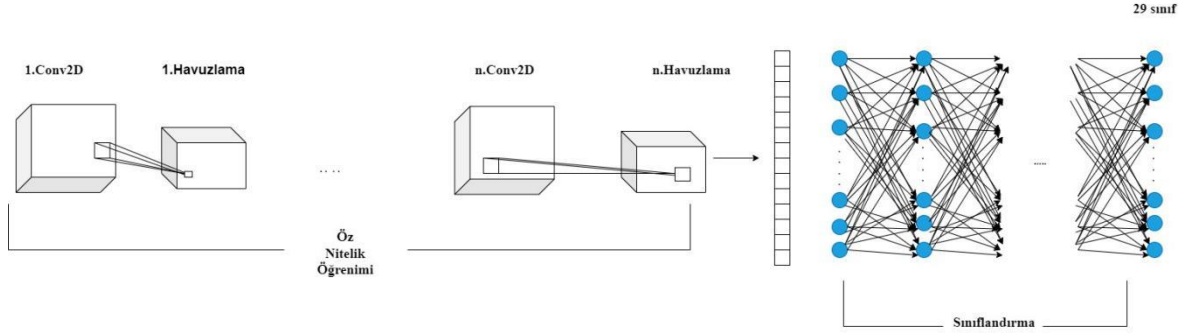
#### 2.4.5 Evrişimli sinir ağları (ESA) model geliştirilmesi

Evrişimli sinir ağları, katmanlardan oluşan bir sinir ağı türüdür. Geleneksel bir Evrişim katmanı: Evrişim katmanı (CONV), Havuzlama katmanı (POOL), Tam Bağlantı katmanı (FC) olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır (Huang ve diğerleri, 2015, Nisan).

Evrişim katmanı, iki boyutlu girdi verisi şeklindeki girdi katmanının avantajlarını alacak bir şekilde gizli katmanları organize etmektedir. Evrişimli katmanını her bir birimi, girdi uzayının yalnızca küçük bir bölümünü işler ve bazı rastgele filtreler uygulayarak özellik haritasını elde etmektedir. ESA, verilerin yerel özelliklerini bu özellik haritalarından elde etmektedir. Havuzlama katmanı evrişimli katmana bağlantılı bir katmandır. Bu katmanda özellik haritasının boyutsallığı isteğe bağlı boyutta pencere uygulayarak azaltılabilmektedir. Pencerelerin maximum, ortalama veya toplamını çıkarabilmektedir (Sumon ve diğerleri, 2018, Eylül). Bizim çalışmamızda maximum ve ortalama havuzlama ile alınan sonuçlar elde edilmiş ve bu sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Düzleme katmanı konvolüsyon ve havuzlama katmanlarından alınan verilerin düzenleyip tam bağlantı katmanına iletmektedir. Önceki katmanlardan alınan verinin çok boyutlu matris yapısından tek boyutlu matris yapısına çevirir, çevrilen bu matris ağın sınıf sayısına uygun olarak düzenlenmektedir.

Evrişimli sinir ağının son katmanı olarak tam bağlantı katmanı olarak tasarlanmıştır. Bu katmanda önceki katman nöronları ve bu katmanın nöronları tam olarak bağlanmaktadır. Bu katman aynı zamanda sınıflandırma rolünü üstlenmektedir (Nguyen ve Cao ,2020).



Şekil 2.11. Evrişimli sinir ağı yapısı

#### 2.4.6 Performans Ölçüm Yöntemleri

Performans ölçümleri sınıflandırıcı performanslarını hesaplamada kullanılmaktadır. Çizelge 2.2’de yer alan sınıflandırma doğruluk tablosu kullanılarak hassasiyet (HA), özgüllük (ÖZ), seçicilik (SE), genel başarımların elde edilmesinde hesaplanmaktadır.

Sınıflandırma tahminlerinin yapılabilmesi için aşağıda ifade edilen dört değerlendirilmeden birine sahip olması gerekmektedir (Karaca ve Kutlu, 2021). Bu tez çalışmasında ilk olarak HA, SE, ÖZ ve genel başarımların hesaplanması yapılmaktadır. Daha sonra kişi bazlı performans hesaplamaları yapılmaktadır. Kişi bazlı performans hesaplaması, her bir kişiden alınan verilerin sadece o kişinin verileri ile HA, SE, ÖZ ve genel başarımların hesaplanmasıdır.

Çizelge 2.2.Sınıflandırma Doğruluk Tablosu

|              | Tahmin Edilen Değer |                     |
|--------------|---------------------|---------------------|
|              | Pozitif             | Negatif             |
| Gerçek Değer | Gerçek Pozitif (TP) | Yanlış Negatif (FN) |
|              | Yanlış Pozitif (FP) | Gerçek Negatif (TN) |

1. Gerçek Pozitif (TP), Var olan bir durumu doğru tahmin etme durumu,
2. Gerçek Negatif (TN), Var olmayan bir durumu doğru tahmin etme durumu,
3. Yanlış Negatifler (FN), Var olan bir durumu yanlış tahmin etme durumu,
4. Yanlış Pozitifler (FP), Var olmayan bir durumu yanlış tahmin etme durumudur.

Sınıflandırma performansının ölçülmesinde öncelikle sınıflandırıcı genel başarımı hesaplanmaktadır. Genel başarımlar formülü:

$$\text{Genel Başarım} = \frac{TP+TN}{TP+FN+TP+FP} \times 100\% \quad (2-10)$$

Şeklinde hesaplanmaktadır. Ayrıca her bir ses sınıfı için başarımların ölçülmesinde hassasiyet (HA), özgüllük (ÖZ), seçicilik (SE) ölçütleri aşağıda belirtildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\text{Hassasiyet(HA)} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2-11)$$

$$\text{Seçicilik(SE)} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2-12)$$

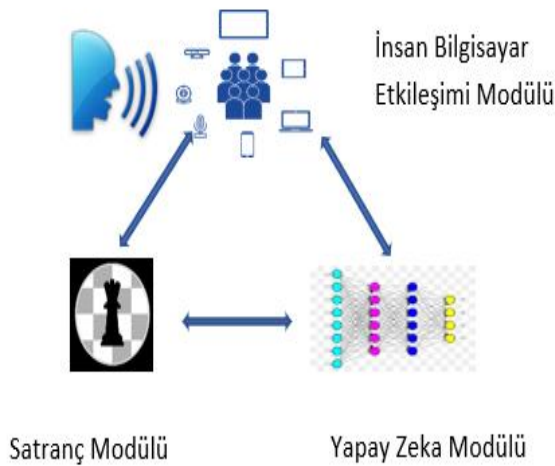
$$\text{Özgüllük(ÖZ)} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (2-13)$$

## 2.5 Satranç Uygulaması

Satranç uygulaması, bilgisayarda satranç oyunu oynanmasını sağlayan bir ara yüzden oluşmaktadır. Satranç kurallarına bağlı olarak iki kişinin karşılıklı satranç oynayabileceği bir şekilde oluşturulmuştur. Oyun sırasında kişilerin yaptıkları son hamleleri arayüz üzerinde bulunan “Beyaz:” ve “Siyah:” yazısının karşısında yer alacak şekilde tasarlanmıştır. Oluşturulan modül kişinin hazır bir satranç motoru ile çalışmasını sağlayacak bir şekilde oluşturulmuştur. Arayüz ses komutları ile kontrol edilmesini sağlamak için ayrı fonksiyon oluşturulmuştur. Oyun sırasında bu fonksiyon ile kişinin 4 sn ses kaydı alınmaktadır. Ve alınan ses kaydı insan bilgisayar etkileşim modülü ile ses kayıtlarının alınması ve yapay zeka modülü ile de sınıflandırma işlemi sağlanarak elde edilen sonucun satranç modülüne iletilmesi sağlanarak. Ara yüzde hamlenin gerçekleştirilmesi sağlanmaktadır.

### 3. ARAŞTIRMA VE BULGULAR

Bu tez çalışmasında ses komutları ile satranç oynamayı sağlayan bir sistem geliştirilmiştir. Bu sistem Satranç Modülü, İnsan Bilgisayar Etkileşim Modülü ve Yapay Zeka Modülü olmak üzere 3 ana modülden oluşmaktadır. İnsan etkileşim modülünde genel olarak ses kayıtlarının alınması, alınan ses kayıtlarının ön işlemlerinin gerçekleştirilmesi sağlanırken yapay zeka modülünde ses verilerinden öznitelik oluşturma öznitelik seçilimi ve sınıflandırma işlemleri yapılmaktadır. Satranç modülünde ise insan bilgisayar etkileşim modülü ile işlemden geçen ses kayıtları yapay zeka modülünde gerekli işlemlerden geçtikten sonra sınıflandırılma sonucuna göre oyun üzerinde hamlenin yapılması sağlanmaktadır. Şekil 3.1’de modüller arasındaki akış diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Modüller arasındaki akış diyagramı

#### 3.1 İnsan Bilgisayar Etkileşim Modülü (İBEM)

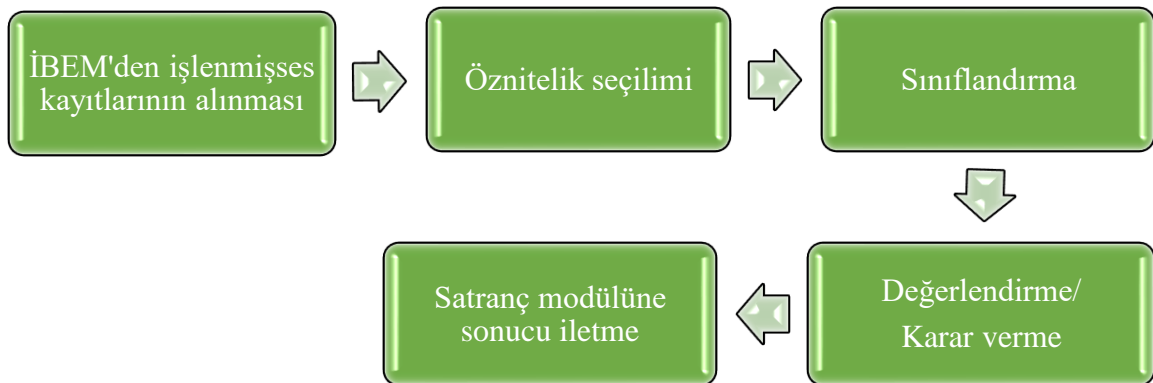
Oluşturulacak sistem kişinin komut vermesinden sonra alınan seslerin gerekli işlemlerden geçirilerek sınıflandırılmasını sağlayan ve sınıflandırma işleminden sonra arayüz ile etkileşimini sağlayan bir yapıdır. Buna benzer yapılarda ses, EEG, EMG, göz hareketi gibi insandan alınacak herhangi bir sinyal kullanılabilir. Bu çalışmada ses komutlarıyla oluşturulacak bir sistem düşünülmüştür.

Oyun hamle yapılabilmesi için optimum hamle ve analiz değerlendirmesi yapılarak gerekli sesler belirlenmiştir. Bunun için satranç tahtası üzerindeki harf ve sayılar ile oyun taşlarından oluşan 29 sesler belirlenmiştir. İnsan bilgisayar etkileşimi modülünde ilk olarak

86 erkek, 65 kadın olmak üzere 151 kişiden ses kaydı alınmaktadır. Bu ses kayıtlarının MFKK ve GTKK yöntemlerinde kullanılabilmesi için ilk olarak ses kayıtlarının formatı değiştirilmektedir. Ses kayıtlarının öznitelik oluşturma işleminde kullanılabilmesi için ilk olarak ön işlemlerden geçmesi gerekmektedir. Formatı değiştirilen ses kayıtları ses kaydının içinde gereksiz gürültü ve ses olması ihtimaline karşı dinlenmektedir. Eğer seslerde gereksiz gürültü ve ses yoksa direk seslerin 1'er saniyelik ses kayıtlarına bölünüp sınıflarına ve ses kaydını veren kişinin adına göre etiketleme işlemi yapılmaktadır. Ancak ses kayıtları içerisinde gereksiz gürültü ve ses varsa ilk olarak uygun olmayan sesler belirlenmekte ardından kırpma işlemi ile ses kayıtlarından çıkarılmaktadır. Kalan ses kayıtları sınıflarına ve kayıt veren kişiyi adına göre etiketleme yapılarak 1'er saniyelik kayıtlara bölünmektedir. Elde edilen veriler yapay zeka modülüne iletilerek öznitelik seçilimi ve sınıflandırma işlemi yapılmaktadır.

### 3.2 Yapay Zeka Modülü

Yapay zeka modülü, insan bilgisayar etkileşim modülünde ön işlem den geçip etiketlenen verilerin öz nitelik seçimi ve sınıflandırma işlemlerini yaparak elde edilen sonucu satranç modülüne ileten bir yapıdır. Şekil 3.2'de Yapay zeka modülünün akış diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 3.2. Yapay zeka modülünün akış diyagramı

Bu modülde insan etkileşim modülünden gelen verileri GTKK ve MFKK yöntemleri uygulanarak öznitelik oluşturulmaktadır. MFKK ve GTKK katsayılarının sırasıyla 12, 13, 14 değerleri alınarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. GTKK katsayı değerleri için 13 GTKK ile elde edilen sonuçların en yüksek sonuçları verdiği ve MFKK değerlerinin

birbirine yakın olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle 13 GTKK ve MFKK değeri alınarak öznitelik seçilimi yapılmıştır. 12,13 ve 14 GTKK ve katsayı değerleri ile elde edilen sonuçlar Çizelge 4.1 de yer almaktadır. 12,13 ve 14 MFKK ve katsayı değerleri ile elde edilen sonuçlar Çizelge 4.2 de yer almaktadır.

Yapay zeka modülünde öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra bu özniteliklerden en anlamlı olanlarının belirlenmesi için öznitelik seçim algoritmaları uygulanarak, en anlamlı özniteliklerin belirlenmesi ile sınıflandırma / tanıma sistemi oluşturulmaktadır. Bu aşamada MFKK ve GTKK yöntemleri ile elde edilen özniteliklere, k en yakın komşu algoritması, naive bayes, DVM, ÇKA, ESA gibi farklı sınıflandırıcı kullanılarak en iyi performansın elde edildiği sınıflandırıcı belirlenmiştir.

Veri seti, GTKK ve MFKK yöntemleri ile elde edilen verilerden çıkarılan öznitelik verilerini içeren XX olarak tanımlanmış bir matristir. Aynı zamanda her ses verisinin sınıf bilgisini içeren YY olarak tanımlanan bir matristir. XX ve YY verilerini k-EYK sınıflandırıcısı ile çapraz doğrulama yöntemi ile sınıflandırmaktadır. Sınıflandırma sırasında cvpartition ile her 10 ses verisi rastgele test ve eğitim setlerine bölünmekte de ve çapraz doğrulama ile sınıflandırma sonucu elde edilmektedir. k-EYK sınıflandırıcısı oluşturulurken mesafe ölçümü kosinüs cinsinden yapılmaktadır. Sınıflandırma sonucu elde edilen çapraz tablosu ile her bir sınıf içerisindeki doğru ve hatalı sınıflandırılmış veriler bulunmaktadır. Çapraz tablo kullanılarak sınıflandırma sonrasında sınıfların başarımları elde edilmektedir. Çizelge 4.3, Çizelge 4.6 'da k-EYK sınıflandırıcısı ile her bir sınıfın başarımları ve ortalama başarımları gösterilmiştir.

Naive bayes yöntemi ile sınıflandırma işlemi yapılırken k-EYK sınıflandırıcısının oluşturulduğu modele benzer bir model oluşturulmaktadır. Ancak burada sınıflandırıcı türü ve sınıflandırma fonksiyonu değişmektedir. XX, GTKK ve MFKK yöntemleri ile elde edilen verilerden çıkarılan öznitelik verilerini içeren bir matristir. YY ise her ses verisinin sınıfını içeren bir matristir. XX ve YY verilerini naive bayes sınıflandırıcısı ile çapraz doğrulama yöntemi ile sınıflandırmaktadır. Sınıflandırma sırasında cvpartition ile her 10 ses verisi rastgele test ve eğitim setlerine bölünmekte de ve çapraz doğrulama ile sınıflandırma sonucu elde edilmektedir. Sınıflandırma sonucu elde edilen çapraz tablosu ile her bir sınıf içerisindeki doğru ve hatalı sınıflandırılmış veriler bulunmaktadır. Çapraz tablo kullanılarak sınıflandırma sonrasında sınıfların başarımları elde edilmektedir.

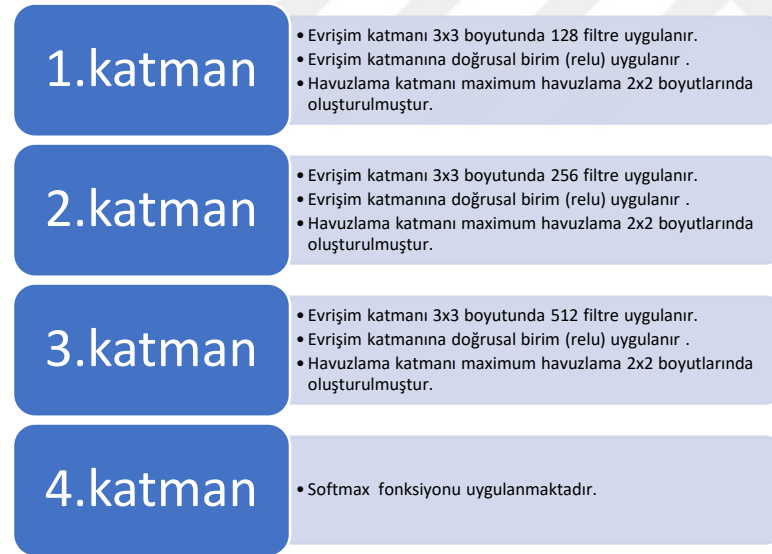


Çizelge 4.4, Çizelge 4.7 ‘da Naive bayes sınıflandırıcısı ile her bir sınıfın başarımları ve ortalama başarımları gösterilmiştir.

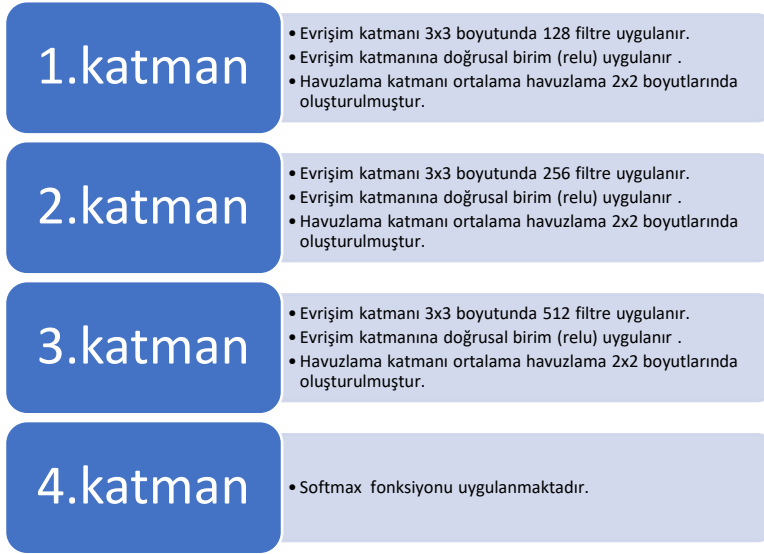
DVM yöntemi ile sınıflandırma işlemi yapılırken Naive bayes ve k-EYK sınıflandırıcısının oluşturulduğu modele benzer bir model oluşturulmaktadır. Ancak burada sınıflandırıcı türü ve sınıflandırma fonksiyonu değişmektedir. DVM yöntemine uygun olan fonksiyon ve formüller kullanılarak oluşturulmuştur. Çizelge 4.5, Çizelge 4.8‘da DVM sınıflandırıcısı ile her bir sınıfın başarımları ve ortalama başarımları gösterilmiştir.

GTKK ve MFKK yöntemi uygulanan verilere öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra k-EYK, naive bayes, DVM sınıflandırıcıları ile elde edilen genel başarımları sırasıyla Çizelge 4.9 ve Çizelge 4.10‘da gösterilmiştir.

Yapay zeka modülünde oluşturulan evrişimli sinir ağında eldeki verilerin %70‘i eğitim ve %30‘u test olacak şekilde ayrılmıştır. Oluşturulan model yapısı Şekil 3.3 ve Şekil 3.4‘te gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Evrişimli sinir ağının maksimum havuzlama için akış diyagramı



Şekil 3.4. Evrişimli sinir ağının ortalama havuzlama için akış diyagramı

Derin ağ yapısında birçok parametre ve katman mevcuttur. Bu çalışmada bir kısmı parametre olarak incelenmiştir. U parametreler içinde evrişim katman sayısı, filtre sayısı ve havuzlama fonksiyonu olarak çalışılmıştır. Katmanlarda kullanılan filtre boyutları sırasıyla 3x3 olarak belirlenmiştir. Evrişim katmanından sonra gelen 2x2 boyutunda üç havuzlama katmanı kullanılmıştır. Aynı zamanda evrişim katmanı için kullanılan filtre sayıları için ilk olarak 32, 64, 128 için ardından 64, 128, 256 olarak ve son olarak 128, 256, 512 için denenmiştir. En iyi sonuçların evrişim katmanı için kullanılan filtre sayıları 128, 256 ve 512 olarak belirlenmiştir. Sonrasında 0,3 oranında seyreltme uygulanarak yapay sinir ağı modelimize giriş olarak verilmiştir. Döngü sayısı 600, öğrenme katsayısı 0.001 ve her eğitimde kullanılan veri kümesi büyüklüğü 750 olarak belirlenmiştir. En iyi başarı oranı bu parametreler kullanılarak elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.13’ de gösterilmiştir. Ağ için kullanılan veriler kullanılan yönteme bağlı olarak değişmektedir. MFKK için oluşturulan evrişim ağının çerçevesi 71x65x1 olarak belirlenmiş ve GTKK için 78x59x1 olarak belirlenmiştir. MFKK ve GTKK veri setlerinin birleştirilip sonuç alınması sırasında bir problemle karşılaşmıştır. Birleştirilmiş verilerin boyutu 43790x9217 olarak belirlenmiştir. Bu nedenle evrişimli sinir ağı için oluşturulan çerçeve boyutlarının 13x709x1 olması gerekmektedir. Ancak bu boyutlandırma ile evrişimli sinir ağının boyutlarına uygun olmamaktadır. Bu yüzden GTKK verilerine 43790x13 boyutlarında 0 değerlerini içeren matris eklenmiştir. Birleştirilmiş verilerin boyutlarının sonucu 43790x9230 dur. Bu verinin evrişimli sinir ağı oluşturulurken kullanılan çerçeve boyutu ise 71x130x1 olarak belirlenmiştir. Geleneksel evrişimli sinir ağı modeli oluşturularak

sonuç alınmıştır. Bu modelde maksimum ve ortalama havuzlama yöntemleri ile sonuç elde edilmiştir.

### 3.3 Satranç Modülü

Satranç modülünde yapay zeka modülünde elde edilen sınıflandırma sonuçları oluşturulan arayüz üzerinde hamle olarak harekete geçirilmesi sağlanmaktadır. Algılanan ses komutlarının arayüzde belirlenen konuma ulaşması sağlanmaktadır. Bir sonraki hamle, insan bilgisayar etkileşim modülünün ses kaydı alması, bu kaydın yapay zeka modülü ile sınıflandırma işlemi yapılması ve elde edilen sonuçların satranç modülüne iletilmesi ile sağlanmaktadır.

Bu tez çalışmasında engelli bireylerin sesli komutlarla oluşturulan ara yüz üzerinde oyun oynanabilmesi sağlanmaktadır. Oyun sırasında kişinin sesli komutlarına göre ara yüzde hareket etmesi sağlanmaktadır. Kişi komutları verirken ilk olarak hareket ettirilecek taş ve o taşın tahta üzerindeki konumunu sesli olarak belirtecektir daha sonra ise taşın hareket ettirilmek istenilen konumu belirlenmektedir.

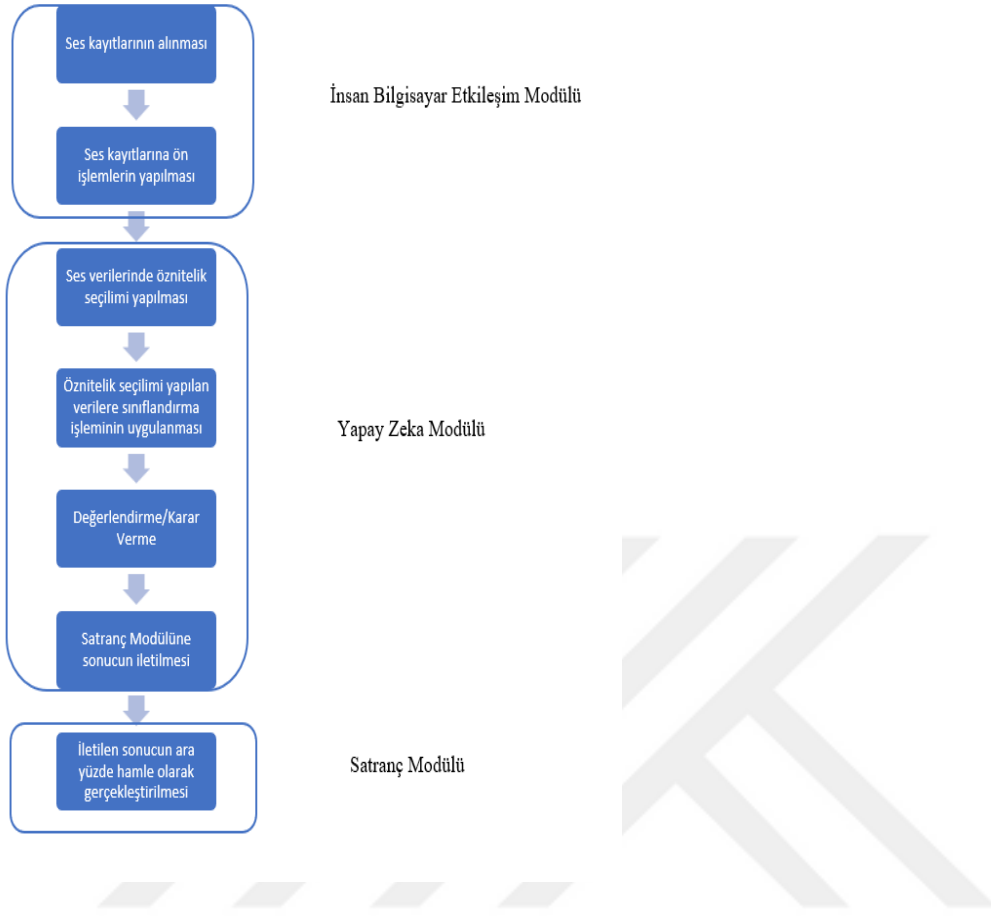
Sesli komut verilmesine örnek olarak, hareket ettirilmek istenen taş ve taşın konumu sesli olarak 'piyon', 'a', '2' olarak belirtilerek daha sonra taşın hareket ettirilmek istendiği konumu sesli olarak 'piyon', 'a', '4' olarak komut verilmektedir. Burada sesli komut verildikten sonra komutlar kullanıcı modülüne iletilmektedir. Kullanıcı modülüne gelen ses sinyalleri öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma işlemlerinden sonra komuta göre hangi taşın hareket ettirilmek istendiği belirlenip, taşın hangi konumdan hangi konuma hareket ettirilmesi istendiği belirlenmektedir. Ardından belirlenen hamle satranç modülünde uygulanmaktadır. Bu şekilde istenilen hamlenin doğruluğu ve modüller arası etkileşimin güvenilirliği test edilmiştir. Aynı zamanda sesli komutla bilgisayar üzerinde satranç oynanabilmektedir. Komut verildikten sonra sistemin akış diyagramı Şekil 3.6 ve Şekil 3.7'de gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Ses komutunun oyun üzerinde gerçekleştirilebilmesi için akış diyagramı



Şekil 3.6. Komut verildikten sonra sistemin iletişim diyagramı



Şekil 3.7. Sistemin çalışma diyagramı

#### 4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Çalışma gerçekleştirilirken iki ayrı platform üzerinde sınıflandırma sonuçları elde edilmiştir. İlk olarak ses kayıtlarının düzenlenmesi için Matlab kullanılarak ses kayıtlarının düzenlenmesi için Free Audio Editor 2019 programı kullanılmıştır. Bu program ile ilk olarak tek sinyal halinde alınan ses kayıtlarının kesilerek 10 farklı ses sinyaline dönüştürülmüştür. Aynı zamanda ses kayıtlarındaki seslerdeki gereksiz seslerin kesilmesi ve seslerin etiketlenmesi de bu program ile sağlanmıştır. Daha sonra ses kayıtlarını .wav dosyasına dönüştürmek için Format Factory programı kullanılmıştır. Ses kayıtlarından öz nitelik çıkarımı yapılabilmesi için .wav formatında olması gerekmektedir. Çalışma oluşturulurken sonuçlar iki ayrı platformdan elde edilmiştir. Matlab 2021b programı kullanılarak arayüz oluşturulmuş ses komutlarının arayüzle iletişimini sağlayan fonksiyonlar Matlab programında yazılmıştır. Matlab kullanılarak MFKK ve GTKK yöntemi ile öz nitelik çıkarımı yapılan verilere çapraz doğrulama yöntemi ile sınıflandırma yapılmıştır. Sınıflandırma için k-EYK, Naive Bayes, DVM ve çok katmanlı ağlar yöntemleri kullanılarak sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmanın evrişimli sinir ağı yöntemi ise Python 3.9 programı üzerinde kodlanmıştır. Verilere öncelikle MFKK ve GTKK yöntemleri uygulanarak öz nitelik seçilimi yapılmıştır. Öz nitelik seçimi sonucunda MFKK için elde edilen verilerin boyutları 43790x4615 ve GTKK yöntemi uygulanarak elde edilen verilerin boyutları 43790x4602 olarak belirlenmiştir. Evrişimli sinir ağının çalışması Google Colaboratory (Colab) kullanılmıştır. Colab ile donanımsal eksiklikler giderilmesi sağlanmaya çalışılmıştır. Maximum ve Ortalama havuzlama uygulanarak alınan sonuçların karşılaştırılması sonucu elde edilen sonuçların birbirine çok yakın olduğu tespit edilmiştir.

Çizelge 4.1.' de 12,13 ve 14 GTKK değerleri ile elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK, Naive Bayes ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında en yüksek sınıflandırma başarımlarının 13 GTKK değerleri alınarak elde edildiği tespit edilmiştir. Bu nedenle öznitelik oluşturulurken 13 GTKK değeri kullanılmıştır.

Çizelge 4.1. 12,13 ve 14 GTKK değerleri ile elde edilen başarımları

| Kepstral Katsayı Değerleri | Sınıflandırıcı | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------------------------|----------------|--------------|--------------|--------------|
| 12                         | KNN            | 88,57        | 88,62        | 99,59        |
|                            | DVM            | 86,19        | 86,16        | 99,50        |
|                            | Bayes          | 60,11        | 54,12        | 98,36        |
| 13                         | KNN            | <b>88,81</b> | <b>88,84</b> | <b>99,60</b> |
|                            | DVM            | <b>87,05</b> | <b>87,04</b> | <b>99,53</b> |
|                            | Bayes          | 60,08        | <b>56,41</b> | <b>98,44</b> |
| 14                         | KNN            | 88,48        | 88,53        | 99,59        |
|                            | DVM            | 86,78        | 86,76        | 99,52        |
|                            | Bayes          | <b>61,50</b> | 56,08        | <b>98,44</b> |

Çizelge 4.2.' de 12,13 ve 14 MFKK değerleri ile elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK, Naive Bayes ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında başarımlarının birbirine yakın olduğu belirlenmiştir. GTKK değerleri ile elde edilen sonuçlar göz önüne alınarak 13 MFKK değerinin kullanılmasına karar verilmiştir.

Çizelge 4.2. 12,13 ve 14 MFKK değerleri ile elde edilen başarımları

| Kepstral Katsayı Değerleri | Sınıflandırıcı | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------------------------|----------------|--------------|--------------|--------------|
| 12                         | KNN            | <b>85,45</b> | <b>85,42</b> | 99,47        |
|                            | DVM            | 85,76        | 85,77        | 99,49        |
|                            | Bayes          | 62,66        | 58,43        | 98,52        |
| 13                         | KNN            | 85,17        | 85,08        | 99,46        |
|                            | DVM            | <b>85,93</b> | <b>85,94</b> | <b>99,49</b> |
|                            | Bayes          | 62,08        | 59,38        | 98,55        |
| 14                         | KNN            | 85,25        | 85,21        | 99,47        |
|                            | DVM            | <b>85,95</b> | <b>85,94</b> | <b>99,49</b> |
|                            | Bayes          | <b>62,92</b> | <b>58,88</b> | <b>98,53</b> |

Çizelge 4.3.' de ses kayıtlarının GTKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarı oranları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %88 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA değeri için şah sınıfının %96,10 oranında, SE ve ÖZ değerleri için 8 sınıfının sırasıyla %96,95 ve %99,89 oranında başarı gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.3. GTKK yöntemi ile k-EYK sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 89,97        | 85,03        | 99,46        |
| 2        | 89,56        | 93,24        | 99,75        |
| 3        | 95,07        | 94,70        | 99,81        |
| 4        | 88,85        | 86,09        | 99,50        |
| 5        | 94,98        | 94,17        | 99,79        |
| 6        | 90,59        | 94,37        | 99,79        |
| 7        | 88,44        | 91,78        | 99,70        |
| 8        | 92,77        | <b>96,95</b> | <b>99,89</b> |
| A        | 95,98        | 87,08        | 99,54        |
| B        | 75,06        | 75,16        | 99,11        |
| C        | 86,71        | 84,70        | 99,45        |
| D        | 68,39        | 66,35        | 98,79        |
| E        | 83,73        | 76,02        | 99,14        |
| F        | 86,58        | 82,51        | 99,37        |
| G        | 78,06        | 74,96        | 99,10        |
| H        | 83,33        | 83,11        | 99,39        |
| Kale     | 89,86        | 93,37        | 99,76        |
| At       | 92,69        | 88,21        | 99,57        |
| Fil      | 92,87        | 87,15        | 99,54        |
| Vezir    | 91,19        | 94,70        | 99,81        |
| Şah      | <b>96,10</b> | 96,35        | 99,86        |
| Piyon    | 93,23        | 95,76        | 99,84        |
| Mat      | 88,64        | 93,57        | 99,77        |
| Rook     | 92,64        | 91,78        | 99,70        |
| Başla    | 91,10        | 96,29        | 99,86        |
| Çekil    | 87,40        | 95,56        | 99,84        |
| Kapat    | 88,28        | 94,30        | 99,79        |
| Geri al  | 90,40        | 89,20        | 99,61        |
| Yenioyun | 92,91        | 93,84        | 99,77        |
| Ortalama | <b>88,81</b> | <b>88,84</b> | <b>99,60</b> |



Çizelge 4.4.' de ses kayıtlarının GTKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin Naive Bayes sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %60 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA değeri için şah sınıfının %95 oranında, SE ve ÖZ değerleri için başla sınıfının sırasıyla %82,78 ve %99,38 oranında başarımları gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.4. GTKK yöntemi ile Naive Bayes sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 36,39        | 38,60        | 97,80        |
| 2        | 58,26        | 45,29        | 98,06        |
| 3        | 70,63        | 59,73        | 98,56        |
| 4        | 43,86        | 59,66        | 98,54        |
| 5        | 73,18        | 76,62        | 99,16        |
| 6        | 85,20        | 51,85        | 98,30        |
| 7        | 40,47        | 69,07        | 98,86        |
| 8        | 84,82        | 69,60        | 98,92        |
| A        | 74,19        | 77,68        | 99,20        |
| B        | 33,84        | 57,21        | 98,43        |
| C        | 57,82        | 15,16        | 97,04        |
| D        | 28,04        | 3,04         | 96,64        |
| E        | 46,65        | 46,68        | 98,09        |
| F        | 51,87        | 46,75        | 98,10        |
| G        | 24,45        | 47,01        | 98,04        |
| H        | 44,78        | 57,48        | 98,46        |
| Kale     | 64,68        | 59,20        | 98,54        |
| At       | 47,82        | 76,29        | 99,13        |
| Fil      | 72,02        | 37,68        | 97,81        |
| Vezir    | 75,87        | 53,31        | 98,35        |
| Şah      | <b>95,00</b> | 66,75        | 98,82        |
| Piyon    | 63,71        | 70           | 98,92        |
| Mat      | 76,65        | 38,27        | 97,83        |
| Rook     | 56,51        | 72,11        | 98,99        |
| Başla    | 69,94        | <b>82,78</b> | <b>99,38</b> |
| Çekil    | 50,41        | 76,09        | 99,13        |
| Kapat    | 81,56        | 60,66        | 98,60        |
| Geri al  | 61,97        | 52,45        | 98,31        |
| Yenioyun | 71,86        | 69,00        | 98,89        |
| Ortalama | <b>60,08</b> | <b>56,41</b> | <b>98,44</b> |

Çizelge 4.5.' de ses kayıtlarının GTKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin DVM sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarı oranları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %87 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA, SE ve ÖZ değerleri için başla sınıfının sırasıyla %98,71, %96,95 ve %99,89 oranında başarı gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.5. GTKK yöntemi ile DVM sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 88,36        | 87,01        | 99,53        |
| 2        | 87,30        | 86,95        | 99,53        |
| 3        | 93,28        | 92,84        | 99,74        |
| 4        | 87,67        | 89,00        | 99,60        |
| 5        | 94,84        | 93,84        | 99,78        |
| 6        | 93,98        | 94,17        | 99,79        |
| 7        | 88,70        | 89,93        | 99,64        |
| 8        | 94,88        | 93,37        | 99,76        |
| A        | 93,80        | 94,30        | 99,79        |
| B        | 60,48        | 59,80        | 98,56        |
| C        | 81,90        | 81,85        | 99,35        |
| D        | 56,22        | 52,31        | 98,30        |
| E        | 68,59        | 72,18        | 99,00        |
| F        | 82,88        | 83,70        | 99,41        |
| G        | 69,40        | 72,71        | 99,02        |
| H        | 77,84        | 78,87        | 99,24        |
| Kale     | 92,63        | 93,24        | 99,75        |
| At       | 88,51        | 89,86        | 99,63        |
| Fil      | 92,96        | 91,05        | 99,68        |
| Vezir    | 93,33        | 93,64        | 99,77        |
| Şah      | <b>98,71</b> | <b>96,95</b> | <b>99,89</b> |
| Piyon    | 92,84        | 93,70        | 99,77        |
| Mat      | 89,62        | 87,54        | 99,55        |
| Rook     | 90,27        | 92,18        | 99,72        |
| Başla    | 95,64        | 96,02        | 99,85        |
| Çekil    | 88,12        | 89,93        | 99,64        |
| Kapat    | 94,70        | 92,31        | 99,72        |
| Geri al  | 91,06        | 91,12        | 99,68        |
| Yenioyun | 95,87        | 93,77        | 99,77        |
| Ortalama | <b>87,05</b> | <b>87,04</b> | <b>99,53</b> |

Çizelge 4.6.' de ses kayıtlarının MFKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarı oranları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %85 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA değeri için a sınıfının %95,17 oranında, SE ve ÖZ değerleri için 8 sınıfının sırasıyla %95,29 ve %99,83 oranında başarı gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.6. MFKK yöntemi ile k-EYK sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 90,15        | 79,47        | 99,26        |
| 2        | 80,23        | 87,61        | 99,55        |
| 3        | 92,28        | 89,47        | 99,62        |
| 4        | 85,60        | 84,70        | 99,45        |
| 5        | 92,96        | 91,85        | 99,70        |
| 6        | 87,20        | 90,26        | 99,65        |
| 7        | 84,02        | 87,08        | 99,53        |
| 8        | 86,06        | <b>95,29</b> | <b>99,83</b> |
| A        | <b>95,17</b> | 82,25        | 99,36        |
| B        | 75,81        | 72,45        | 99,01        |
| C        | 80,87        | 80,66        | 99,30        |
| D        | 69,22        | 66,29        | 98,79        |
| E        | 78,41        | 71,92        | 99,00        |
| F        | 81,67        | 78,21        | 99,22        |
| G        | 77,64        | 71,32        | 98,97        |
| H        | 80,39        | 76,02        | 99,14        |
| Kale     | 83,40        | 88,21        | 99,57        |
| At       | 88,28        | 84,30        | 99,44        |
| Fil      | 89,73        | 79,86        | 99,28        |
| Vezir    | 83,77        | 88,54        | 99,58        |
| Şah      | 94,74        | 93,11        | 99,75        |
| Piyon    | 92,43        | 93,84        | 99,77        |
| Mat      | 86,43        | 89,07        | 99,60        |
| Rook     | 88,75        | 85,23        | 99,47        |
| Başla    | 83,60        | 93,90        | 99,78        |
| Çekil    | 77,02        | 91,45        | 99,69        |
| Kapat    | 83,17        | 91,32        | 99,68        |
| Geri al  | 90,26        | 89,00        | 99,60        |
| Yenioyun | 90,60        | 94,56        | 99,80        |
| Ortalama | <b>85,17</b> | <b>85,08</b> | <b>99,46</b> |

Çizelge 4.7.' de ses kayıtlarının MFKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin Naive Bayes sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarımlar oranları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %60 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA değeri için şah sınıfının %93,98 oranında, SE ve ÖZ değerleri için a sınıfının sırasıyla %80,72 ve %99,31 oranında başarımlar gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.7. MFKK yöntemi ile Naive Bayes sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 33,16        | 43,90        | 97,97        |
| 2        | 62,25        | 42,38        | 97,96        |
| 3        | 77,31        | 54,83        | 98,40        |
| 4        | 59,84        | 75,29        | 99,10        |
| 5        | 73,65        | 77,74        | 99,20        |
| 6        | 89,15        | 54,96        | 98,41        |
| 7        | 44,72        | 70,46        | 98,92        |
| 8        | 88,31        | 64,03        | 98,72        |
| A        | 76,13        | <b>80,72</b> | <b>99,31</b> |
| B        | 34,98        | 53,77        | 98,31        |
| C        | 54,81        | 9,80         | 96,87        |
| D        | 25,51        | 1,65         | 96,60        |
| E        | 48,52        | 42,45        | 97,95        |
| F        | 50,83        | 60,72        | 98,58        |
| G        | 28,46        | 55,16        | 98,34        |
| H        | 47,76        | 60,19        | 98,56        |
| Kale     | 62,81        | 68,47        | 98,87        |
| At       | 50,81        | 76,55        | 99,14        |
| Fil      | 64,97        | 41,65        | 97,94        |
| Vezir    | 71,58        | 51,39        | 98,28        |
| Şah      | <b>93,98</b> | 77,61        | 99,20        |
| Piyon    | 62,01        | 78,07        | 99,20        |
| Mat      | 66,47        | 45,96        | 98,09        |
| Rook     | 72,20        | 77,74        | 99,20        |
| Başla    | 77,14        | 85,62        | 99,48        |
| Çekil    | 50,15        | 76,35        | 99,13        |
| Kapat    | 81,43        | 60,72        | 98,61        |
| Geri al  | 68,32        | 58,14        | 98,51        |
| Yenioyun | 83,16        | 75,56        | 99,13        |
| Ortalama | <b>62,08</b> | <b>59,38</b> | <b>98,55</b> |

Çizelge 4.8.' de ses kayıtlarının MFKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin DVM sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarımlar oranları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ortalama sonuçlarının %85,9 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA, SE ve ÖZ değerleri için şah sınıfının sırasıyla %97,50, %95,89 ve %99,85 oranında başarımlar gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.8. MFKK yöntemi ile DVM sınıflandırıcısı sonuçları

| Sınıf    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------|--------------|--------------|--------------|
| 1        | 85,46        | 84,50        | 99,44        |
| 2        | 85,30        | 85,36        | 99,47        |
| 3        | 92,53        | 91,98        | 99,71        |
| 4        | 88,70        | 89,93        | 99,64        |
| 5        | 94,26        | 93,57        | 99,77        |
| 6        | 93,25        | 94,37        | 99,79        |
| 7        | 86,82        | 86,88        | 99,53        |
| 8        | 90,18        | 92,45        | 99,73        |
| A        | 94,19        | 93,44        | 99,76        |
| B        | 62,39        | 59,66        | 98,56        |
| C        | 79,73        | 78,41        | 99,22        |
| D        | 54,39        | 51,19        | 98,26        |
| E        | 63,89        | 70,33        | 98,93        |
| F        | 81,82        | 81,98        | 99,35        |
| G        | 68,65        | 70,06        | 98,93        |
| H        | 76,32        | 76,02        | 99,14        |
| Kale     | 89,36        | 90,72        | 99,66        |
| At       | 88,00        | 86,95        | 99,53        |
| Fil      | 90,23        | 90           | 99,64        |
| Vezir    | 89,49        | 90,26        | 99,65        |
| Şah      | <b>97,50</b> | <b>95,89</b> | <b>99,85</b> |
| Piyon    | 94,38        | 94,56        | 99,80        |
| Mat      | 88,52        | 90,39        | 99,65        |
| Rook     | 92,10        | 91,98        | 99,71        |
| Başla    | 94,57        | 94,63        | 99,80        |
| Çekil    | 89,04        | 87,74        | 99,56        |
| Kapat    | 92,85        | 92,11        | 99,71        |
| Geri al  | 93,01        | 92,64        | 99,73        |
| Yenioyun | 95,05        | 94,23        | 99,79        |
| Ortalama | <b>85,93</b> | <b>85,94</b> | <b>99,49</b> |

Çizelge 4.9.' de ses kayıtlarının GTKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK, Naive Bayes ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında en yüksek sınıflandırma başarımlarının k-EYK sınıflandırıcısı ile %88,8 üstünde olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.9. GTKK yöntemi uygulandıktan sonra genel başarımları sınıflandırma sonuçları

| Sınıflandırıcı     | HA           | SE           | ÖZ           |
|--------------------|--------------|--------------|--------------|
| <b>k-EYK</b>       | <b>88,81</b> | <b>88,84</b> | <b>99,60</b> |
| <b>DVM</b>         | 87,05        | 87,04        | 99,53        |
| <b>Naive Bayes</b> | 60,08        | 56,41        | 98,44        |

Çizelge 4.10.' de ses kayıtlarının MFKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK, Naive Bayes ve DVM sınıflandırıcıları kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında en yüksek sınıflandırma başarımlarının DVM sınıflandırıcısı ile %85,9 üstünde olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 4.10. MFKK yöntemi uygulandıktan sonra genel başarımları sınıflandırma sonuçları

| Sınıflandırıcı     | HA           | SE           | ÖZ           |
|--------------------|--------------|--------------|--------------|
| <b>k-EYK</b>       | 85,17        | 85,08        | 99,46        |
| <b>DVM</b>         | <b>85,93</b> | <b>85,94</b> | <b>99,49</b> |
| <b>Naive Bayes</b> | 62,08        | 59,38        | 98,55        |

Çizelge 4.11.' de ses kayıtlarının MFKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznitelik verilerine, öznitelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarımları gösterilmiştir. Burada önceki işlemlerden farklı olarak kişi bazlı sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Sonuçlara bakıldığında ortalama genel başarımlarının %92,2 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA, SE ve ÖZ değerleri için 119 numaralı kişiden alınan verilerin sınıflandırılması sonucu %99,68, %99,65 ve %99,98 oranında başarımları gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.12.' de ses kayıtlarının GTKK yöntemi uygulandıktan sonra elde edilen öznelik verilerine, öznelik seçilimi yapıldıktan sonra elde edilen verilerin k-EYK sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen başarımlar oranları gösterilmiştir. Burada önceki işlemlerden farklı olarak kişi bazlı sınıflandırma işlemi uygulanmıştır. Sonuçlara bakıldığında ortalama genel başarımlar sonuçlarının %93 üstünde olduğu belirlenmiştir. En iyi sonuçları HA, SE ve ÖZ değerleri için 71 numaralı kişiden alınan verilerin sınıflandırılması sonucu %99,68, %99,65 ve %99,98 oranında başarımlar gösterdiği belirlenmiştir.

Çizelge 4.11. MFKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar sonuçları

| Kişi Numarası                    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------------------------------|--------------|--------------|--------------|
| 25                               | 70,58        | 68,62        | 98,88        |
| 16                               | 98,65        | 98,62        | 99,95        |
| 40                               | 98,38        | 97,93        | 99,92        |
| 71                               | 98,79        | 98,62        | 99,95        |
| 119                              | <b>99,68</b> | <b>99,65</b> | <b>99,98</b> |
| <b>Tüm Kayıtların Ortalaması</b> | <b>92,81</b> | <b>92,22</b> | <b>99,72</b> |

Çizelge 4.12. GTKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar sonuçları

| Kişi Numarası                    | HA           | SE           | ÖZ           |
|----------------------------------|--------------|--------------|--------------|
| 25                               | 70,28        | 67,58        | 98,84        |
| 12                               | 99,67        | 99,64        | 99,98        |
| 71                               | <b>99,68</b> | <b>99,65</b> | <b>99,98</b> |
| 115                              | 99,05        | 98,96        | 99,96        |
| 119                              | 99,37        | 99,31        | 99,97        |
| <b>Tüm Kayıtların Ortalaması</b> | <b>93,30</b> | <b>92,82</b> | <b>99,74</b> |

Çizelge 4.11. ve Çizelge 4.12. incelendiğinde kişi bazlı başarımlar sonuçlarında 25 numaralı kişinin sınıflandırma sonuçlarının MKK ve GTKK yöntemleri ile elde edilen en kötü başarımlar oranına sahip olduğu belirlenmiştir. En yüksek başarımlar iki yöntem için farklı kişilerden elde edilmiştir. Ancak bu kişilerin iki yöntemde de yüksek başarımlar sonuçları

verdiği belirlenmiştir. Çizelge 4.11 ve Çizelge 4.12 bütün kişiler için elde edilen sonuçları ekler bölümünde yer almaktadır.

Çizelge 4.13'te k-EYK sınıflandırıcısı ile MFKK yöntemi ile elde edilen 13 bant frekansının bant analizi yapılmaktadır. En anlamlı frekans bandının 6. frekans bandı olduğu belirlenmiştir. Ardından 10. frekans bandının ikinci en iyi sonuçları vermektedir. Çizelge 4.14'te en iyi sonuçları veren 5 frekans bandından elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.

Çizelge 4.13. k-EYK sınıflandırıcısı ile MFKK 13'lü bant analizi

| <b>13 lü Bant</b> | <b>HA</b>    | <b>SE</b>    | <b>ÖZ</b>    |
|-------------------|--------------|--------------|--------------|
| <b>1</b>          | 16,93        | 16,84        | 97,03        |
| <b>2</b>          | 17,86        | 17,83        | 97,06        |
| <b>3</b>          | 18,53        | 18,49        | 97,08        |
| <b>4</b>          | 21,66        | 21,56        | 97,19        |
| <b>5</b>          | 19,74        | 19,71        | 97,13        |
| <b>6</b>          | <b>26,65</b> | <b>26,51</b> | <b>97,37</b> |
| <b>7</b>          | 20,12        | 20,04        | 97,14        |
| <b>8</b>          | 23,51        | 23,32        | 97,26        |
| <b>9</b>          | 22,93        | 22,92        | 97,24        |
| <b>10</b>         | 24,85        | 24,77        | 97,31        |
| <b>11</b>         | 22,22        | 22,19        | 97,22        |
| <b>12</b>         | 19,05        | 19,03        | 97,1         |
| <b>13</b>         | 18,08        | 17,99        | 97,07        |

Çizelge 4.14. En anlamlı 5 frekans bandı ile elde edilen sonuçlar

| <b>13 lü Bant</b> | <b>HA</b> | <b>SE</b> | <b>ÖZ</b> |
|-------------------|-----------|-----------|-----------|
| 2 bant            | 39,70     | 39,55     | 97,84     |
| 3 bant            | 51,25     | 51,15     | 98,25     |
| 4 bant            | 59,99     | 59,92     | 98,56     |
| 5 bant            | 69,04     | 68,98     | 98,89     |

Çizelge 4.15'te evrişimli sinir ağları için yapılan sınıflandırma sonuçlarında MFKK Boyutlandırmadan Önce, MFKK Boyutlandırmadan Sonra, GTKK, MFKK Boyutlandırmadan Önce + GTKK, MFKK Boyutlandırmadan Sonra + GTKK verileri kullanılarak sonuç elde edilen sonuçlar gösterilmektedir. Bu veri setlerinin ortalama ve maximum havuzlama uygulanarak elde edilen sonuçlarının birbirine yakın olduğu tespit



edilmiştir. En iyi sonuçlar MFCC yönteminin boyutlandırma işleminden önce kullanıldığı veri setlerinden alınmıştır.

Çizelge 4.15 Evrişimli sinir ağları için hazırlanan 5 farklı veri seti sınıflandırma sonuçları

| Veri Setleri                              | Maximum Havuzlama | Ortalama Havuzlama |
|---|-------------------|--------------------|
| <b>MFKK Boyutlandırmadan Önce</b>         | 85,81             | 85,60              |
| <b>MFKK Boyutlandırmadan Sonra</b>        | 83,19             | 83,20              |
| <b>GTKK</b>                               | 83,19             | 82,90              |
| <b>MFKK Boyutlandırmadan Önce + GTKK</b>  | 85,80             | 85,83              |
| <b>MFKK Boyutlandırmadan Sonra + GTKK</b> | 83,16             | 83,17              |

Bu tez çalışmada 151 kişiden alınan ses kayıtları MFKK ve GTKK yöntemleri kullanılarak öznelik seçim yapılmıştır. k-EYK, Naïve Bayes ve DVM yöntemleri kullanılarak en hızlı şekilde en iyi sonuç veren yöntem belirlenmiştir. Oyun arayüzde oynadığı için sınıflandırma yapılırken en hızlı ve doğru sonuç veren yöntem olarak k-EYK yöntemi belirlenmiştir. MFKK ve GTKK yöntemleri de zamana bağlı olarak test edilmiş, MFKK yöntemiyle daha hızlı bir şekilde sonuç alındığı ama GTKK yöntemiyle daha başarılı bir sonuç alındığı belirlenmiştir. MFKK yöntemiyle yaklaşık olarak %85 bir başarımla elde edilirken GTKK ile yaklaşık olarak %89 bir başarımla elde edilmektedir. Ancak evrişimli sinir ağları ile elde edilen sonuçlarda tam tersi bir durum söz konusu olduğu belirlenmiştir. MFKK ile elde edilen sonuçlar GTKK yöntemi ile elde edilen sonuçlardan daha iyi olduğu belirlenmiştir. MFKK yönteminin boyutlandırma işleminden önce uygulandığı verileri (MFKK yöntemi uygulandıktan sonra 0 ile boyutlandırma) ile %85.9 sonuç elde edilirken, MFKK yönteminin boyutlandırma işleminden sonra uygulandığı (0 ile boyutlandırma yapıldıktan sonra MFKK yöntemini uygulanması) elde edilen sonuçlar %83.19' dır. GTKK yöntemi ile elde edilen sonuçlar %83,19' dır.

Bütün verilerin sonucunda %85'in üstünde bir başarımla ve kişiye bağlı verilerin sonuçları incelendiğinde ise genel başarımla %92'in üstünde olduğu belirlenmiştir. Bu yüzden alınan kayıtların dışında oyun oynamak isteyen kişilerin ses kayıtlarını alarak oyun oynamalarını

ve veri toplamanın geliştirilmesinde kullanılabilir, kişi bazlı kalibrasyon uygulaması oluşturulmuştur. Kişi bazlı kalibrasyon uygulamasında, yönlendirme komutları ile kişinin, 29 sözcüğü her sözcük için yaklaşık 1 saniyelik, 10 defa ses kaydı alınmaktadır. Alınan ses kayıtları ön işlemlerden geçmektedir. Ardından MFKK ve GTKK yöntemi uygulanarak elde edilen veriler ile öz nitelik seçilimi yapılmaktadır. Belirlenen öz nitelikler k-EYK sınıflandırıcısı ile sınıflandırıldıktan sonra sesin ait olduğu sınıfa karar verilmektedir. Bu uygulama ile oyun oynamak isteyen kişilerin ses kaydı alınıp, sesin sınıflandırma işlemine kadar olan işlemler yapılmaktadır. Kişin verileri veri toplamına eklenerek veri setinin geliştirilmesine yardımcı olmaktadır. Şekil 4.1. 'de kişi bazlı kalibrasyon uygulamasının akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 4.1. Kişi bazlı kalibrasyon uygulaması akış diyagramı

## KAYNAKLAR

- Agrawal, D. M., Sailor, H. B., Soni, M. H., & Patil, H. A. (2017, August). Novel TEO-based Gammatone features for environmental sound classification. In 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO) (pp. 1809-1813). IEEE.
- Ahmad, J., Fiaz, M., Kwon, S. I., Sodanil, M., Vo, B., & Baik, S. W. (2016). Gender identification using mfcc for telephone applications-a comparative study. *arXiv preprint arXiv:1601.01577*.
- Ahmad, K. S., Thosar, A. S., Nirmal, J. H., & Pande, V. S. (2015, January). A unique approach in text independent speaker recognition using MFCC feature sets and probabilistic neural network. In *2015 Eighth International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR)* (pp. 1-6). IEEE.
- Ai, O. C., Hariharan, M., Yaacob, S., & Chee, L. S. (2012). Classification of speech dysfluencies with MFCC and LPCC features. *Expert Systems with Applications*, 39(2), 2157-2165.
- Al-Saedi, F. A. T., & Mohammed, A. H. (2015). Design and Implementation of Chess-Playing Robotic System. *International Journal of Science, Engineering and Computer Technology*, 5(5), 90.
- Angelkov, D., Koceska, N., & Koceski, S. (2015). Automated Chess Playing with a Robot Manipulator. *International Journal of Engineering Issues*, 2015(2), 45-51.
- Anh, N. D., Nhat, L. T., & Nhan, T. V. P. (2016). Design and control automatic chess-playing robot arm. In *AETA 2015: Recent Advances in Electrical Engineering and Related Sciences* (pp. 485-496). Springer, Cham.
- Atal, B. S. (1976). Automatic recognition of speakers from their voices. *Proceedings of the IEEE*, 64(4), 460-475.
- Braspenning, P. J., Thuijsman, F., & Weijters, A. J. M. M. (1995). *Artificial neural networks: an introduction to ANN theory and practice* (Vol. 931). Springer Science & Business Media.
- Carrera, L., Morales, F., Tobar, J., & Loza, D. (2017). MARTI: A Robotic Chess Module with Interactive Table, for Learning Purposes. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science* (Vol. 2).
- Chakraborty, S. S., & Parekh, R. (2018). Improved Musical Instrument Classification Using Cepstral Coefficients and Neural Networks. In *Methodologies and Application Issues of Contemporary Computing Framework* (pp. 123-138). Springer, Singapore.
- Chen, A. T. Y., Kevin, I., & Wang, K. (2016, April). Computer vision based chess playing capabilities for the Baxter humanoid robot. In *2016 2nd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)* (pp. 11-14). IEEE.
- Christie, D. A., Kusuma, T. M., & Musa, P. (2017, November). Chess piece movement detection and tracking, a vision system framework for autonomous chess playing

- robot. In 2017 Second International Conference on Informatics and Computing (ICIC) (pp. 1-6). IEEE.
- Colonna, J., Peet, T., Ferreira, C. A., Jorge, A. M., Gomes, E. F., & Gama, J. (2016, July). Automatic classification of anuran sounds using convolutional neural networks. In *Proceedings of the Ninth International C\* Conference on Computer Science & Software Engineering* (pp. 73-78). ACM.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- Das, K. A., George, K. K., Kumar, C. S., Veni, S., & Panda, A. (2016, September). Modified gammatone frequency cepstral coefficients to improve spoofing detection. In 2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI) (pp. 50-55). IEEE.
- Debnath, S., & Roy, P. (2020). Automatic Speech Recognition Based on Clustering Technique. In *Emerging Technology in Modelling and Graphics* (pp. 679-688). Springer, Singapore.
- De Lima, T. A., & Da Costa-Abreu, M. (2020). A survey on automatic speech recognition systems for Portuguese language and its variations. *Computer Speech & Language*, 62, 101055.
- Dutta, K., & Sarma, K. K. (2012, December). Multiple feature extraction for RNN-based Assamese speech recognition for speech to text conversion application. In 2012 International conference on communications, devices and intelligent systems (CODIS) (pp. 600-603). IEEE.
- Eray, O., Tokat, S., & Iplikci, S. (2018, March). An application of speech recognition with support vector machines. In *2018 6th International Symposium on Digital Forensic and Security (ISDFS)* (pp. 1-6). IEEE.
- Free Audio Editor. (n.d.) <https://free-audio-editor.com/>
- Fathima, R., & Raseena, P. E. (2013). Gammatone cepstral coefficient for speaker Identification. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 2(1), 540-545.
- Gerazov, B., & Ivanovski, Z. (2013). A speaker independent small vocabulary automatic speech recognition system in Macedonian. *Proc. TAKTONS*.
- Ghadage, Y. H., & Shelke, S. D. (2016, April). Speech to text conversion for multilingual languages. In 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP) (pp. 0236-0240). IEEE.
- Goh, C., & Leon, K. (2009, June). Robust computer voice recognition using improved MFCC algorithm. In *2009 International Conference on New Trends in Information and Service Science* (pp. 835-840). IEEE.
- Hajari, P., Iyer, R., & Patil, A. (2014). Implementation of Artificial Intelligence for Best Moves using Chessboard.
- Hassine, M., Boussaid, L., & Messaoud, H. (2016). Maghrebian dialect recognition based on support vector machines and neural network classifiers. *International Journal of Speech Technology*, 19(4), 687-695.

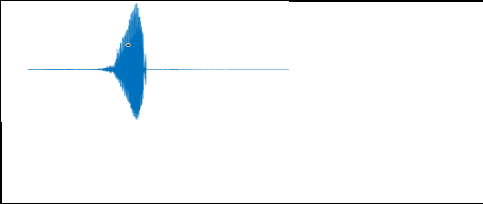

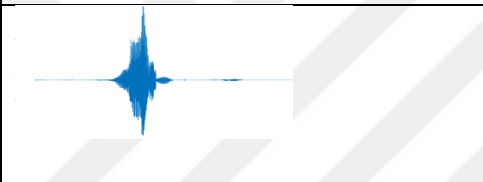
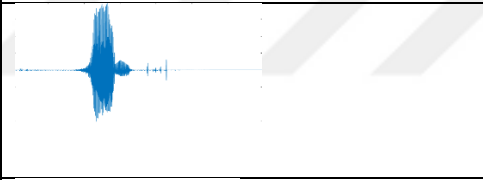


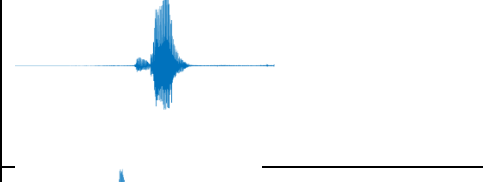

- He, Z., & He, Z. (2018, December). Accelerometer-based Gesture Recognition Using MFCC and HMM. In *2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC)* (pp. 1435-1439). IEEE.
- History of the Internet Chess Server – Part I (2005, 3 Eylül). <https://web.archive.org/web/20100313150500/http://members.cox.net/cpetroff/FICS/>
- Huang, J. T., Li, J., & Gong, Y. (2015, April). An analysis of convolutional neural networks for speech recognition. In *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 4989-4993). IEEE.
- Iheme, L. O., & Ozan, Ş. (2019, October). Multiclass digital audio segmentation with MFCC features using naive Bayes and SVM classifiers. In *2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU)* (pp. 1-5). IEEE.
- Ittichaichareon, C., Suksri, S., & Yingthawornsuk, T. (2012, July). Speech recognition using MFCC. In *International Conference on Computer Graphics, Simulation and Modeling (ICGSM'2012) July* (pp. 28-29).
- Janko, V., & Guid, M. (2016). A program for Progressive chess. *Theoretical Computer Science*, 644, 76-91.
- Khaing, I., & Lin, K. Z. (2014). Design and implementation of speech recognition system for Myanmar. In *Proceeding of international conference on computer science & human computer interaction (ICSSHCI 2014)*, [Online]. Available: <http://www.ijitcs.com> (Vol. 2013).
- Kutlu, Y., Kuntalp, M., & Kuntalp, D. (2009). Optimizing the performance of an MLP classifier for the automatic detection of epileptic spikes. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7567-7575.
- Lukač, D. (2018, April). Playing chess with the assistance of an industrial robot. In *2018 3rd International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE)* (pp. 1-5). IEEE.
- Li, X., & Zhou, Z. (2017). Speech command recognition with convolutional neural network. CS229 Stanford education.
- Malik, K. M., Javed, A., Malik, H., & Irtaza, A. (2020). A light-weight replay detection framework for voice controlled IoT devices. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 14(5), 982-996.
- McLoughlin, I., Zhang, H., Xie, Z., Song, Y., & Xiao, W. (2015). Robust sound event classification using deep neural networks. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 23(3), 540-552.
- Nabiyev, V. V. Satranç Metinlerinin İncelenmesiyle Çeşitli Notasyonlar Arasında Uyumun Sağlanması Providing Harmonization Among Different Notations in Chess Readings.
- Newell, A., Shaw, J. C., & Simon, H. A. (1988). Chess-playing programs and the problem of complexity. In *Computer games I* (pp. 89-115). Springer, New York, NY.
- Nguyen, Q. H., & Cao, T. D. (2020). A novel method for recognizing vietnamese voice commands on smartphones with support vector machine and convolutional neural networks. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2020.

- Patil, M. N. M., & Nemade, M. U. (2018, January). Content-based audio classification using segmentation, mfcc feature extraction and neural network approach. In *IEEE Proceedings of International Conference on Electrical, Electronics, Computers, Communication, Mechanical and Computing (EECCMC)* (pp. 310-316).
- Patil, N. M., & Nemade, M. U. (2019). Content-based audio classification and retrieval using segmentation, feature extraction and neural network approach. In *Advances in computer communication and computational sciences* (pp. 263-281). Springer, Singapore.
- Pavan, G. S., Kumar, N., & Manikandan, J. (2020, May). Design of a Real-Time Speech Recognition System using CNN for Consumer Electronics. In *2020 Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference (ZINC)* (pp. 5-10). IEEE.
- Sarker, S. (2015, December). Wizard chess: An autonomous chess playing robot. In *2015 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)* (pp. 475-478). IEEE.
- Satrancın Tarihiçesi (2005, 18 Mart).  
web.archive.org/web/20151211222514/http://www.tsf.org.tr/federasyon/tarihce
- Schafer, R. W., & Rabiner, L. R. (1975). Digital representations of speech signals. *Proceedings of the IEEE*, 63(4), 662-677.
- Shah, Z., Kim, M., & Jang, G. J. (2018, June). Image Pattern Classification Using MFCC and HMM. In *2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia)* (pp. 206-212). IEEE.
- Shao, Y., Jin, Z., Wang, D., & Srinivasan, S. (2009, April). An auditory-based feature for robust speech recognition. In *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (pp. 4625-4628). IEEE.
- Sharma, S., Shukla, A., & Mishra, P. (2014). Speech and Language Recognition using MFCC and DELTA-MFCC. *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*, 12(9), 449-452.
- Shi, L., Ahmad, I., He, Y., & Chang, K. (2018). Hidden Markov model based drone sound recognition using MFCC technique in practical noisy environments. *Journal of Communications and Networks*, 20(5), 509-518.
- Sugan, N., Srinivas, N. S., Kar, N., Kumar, L. S., Nath, M. K., & Kanhe, A. (2018, July). Performance comparison of different cepstral features for speech emotion recognition. In *2018 International CET Conference on Control, Communication, and Computing (IC4)* (pp. 266-271). IEEE.
- Sumon, S. A., Chowdhury, J., Debnath, S., Mohammed, N., & Momen, S. (2018, September). Bangla short speech commands recognition using convolutional neural networks. In *2018 international conference on bangla speech and language processing (ICBSLP)* (pp. 1-6). IEEE.
- Stapczynski, C. (2022, 21 Haziran). History of Chess | From Early Stages to Magnus. <https://www.chess.com/article/view/history-of-chess?page=3#karpov>
- Sturim, D. E., Campbell, W. M., & Reynolds, D. A. (2007). Classification methods for speaker recognition. In *Speaker classification I* (pp. 278-297). Springer, Berlin, Heidelberg.

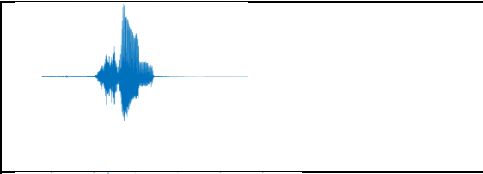
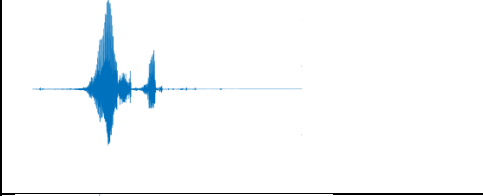
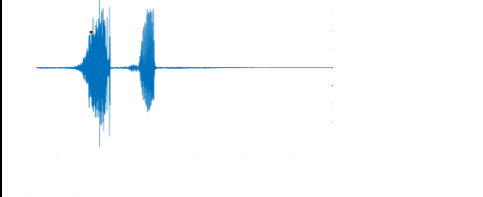
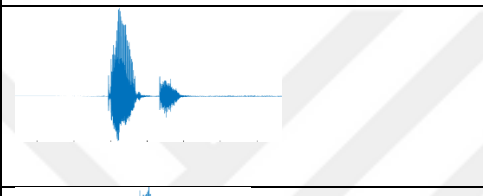
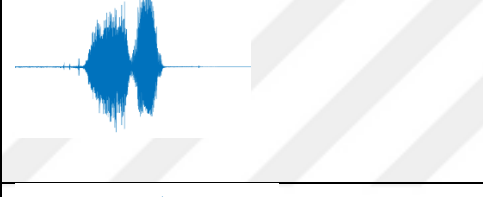
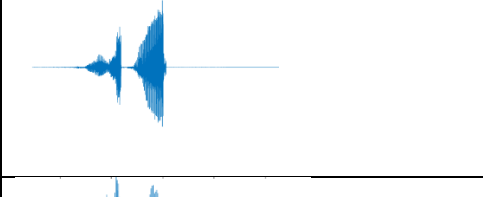
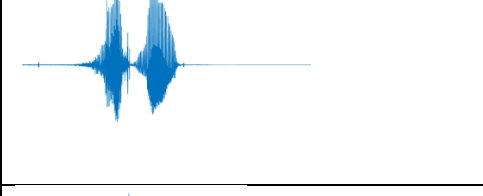
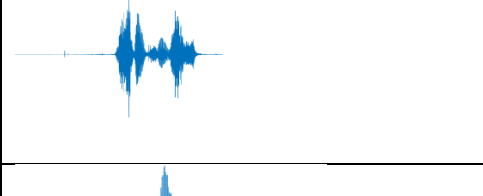
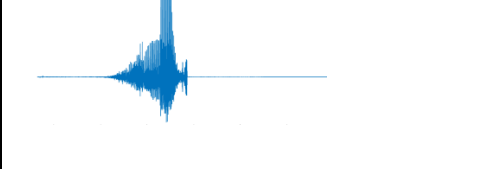
- Taşcı, E., & Onan, A. (2016). K-en yakın komşu algoritması parametrelerinin sınıflandırma performansı üzerine etkisinin incelenmesi. *Akademik Bilişim*.
- Tombaloğlu, B., & Erdem, H. (2016, May). Development of a MFCC-SVM based Turkish speech recognition system. In 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU) (pp. 929-932). IEEE.
- Valero, X., & Alias, F. (2012). Gammatone cepstral coefficients: Biologically inspired features for non-speech audio classification. *IEEE Transactions on Multimedia*, 14(6), 1684-1689.
- Vashisht, D., Sharma, S., & Dogra, L. (2015). Design of MFCC and DTW for Robust Speaker Recognition. *International Journal of Electrical&Electronics Engineering*, 2(3), 1694-2426.
- Xiao, R., Tang, H., Gu, P., & Xu, X. (2018). Spike-based encoding and learning of spectrum features for robust sound recognition. *Neurocomputing*, 313, 65-73.
- Yang, C. H. H., Qi, J., Chen, S. Y. C., Chen, P. Y., Siniscalchi, S. M., Ma, X., & Lee, C. H. (2021, June). Decentralizing feature extraction with quantum convolutional neural network for automatic speech recognition. In ICASSP 2021-2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) (pp. 6523-6527). IEEE.

**EKLER**

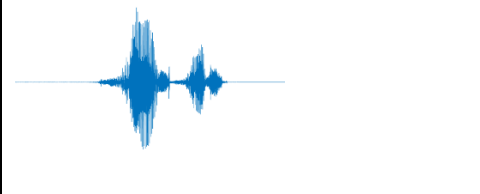
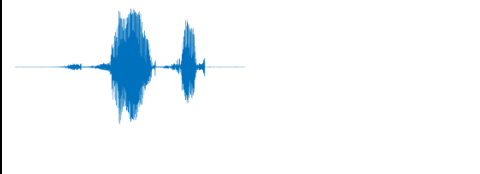
Şekil 3.1 Ses sinyallerinin görüntüsü

|            |   |
|------------|---|
| A harfinin |    |
| B harfinin |    |
| C harfinin |   |
| D harfinin |  |
| E harfinin |  |
| F harfinin |  |
| G harfinin |  |
| H harfinin |  |



|             |   |
|-------------|---|
| 1 sayısının |    |
| 2 sayısının |    |
| 3 sayısının |    |
| 4 sayısının |    |
| 5 sayısının |   |
| 6 sayısının |  |
| 7 sayısının |  |
| 8 sayısının |  |
| Kale        |  |

|           |  |
|-----------|--|
| At        |  |
| Fil       |  |
| Vezir     |  |
| Şah       |  |
| Piyon     |  |
| Mat       |  |
| Rook      |  |
| Başla     |  |
| Yeni Oyun |  |
| Geri Al   |  |

|       |   |
|-------|---|
| Çekil |  |
| Kapat |  |





Çizelge 4.11. MFKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar

| Kişi | HA           | SE           | ÖZ           | Kişi | HA           | SE           | ÖZ           |
|------|--------------|--------------|--------------|------|--------------|--------------|--------------|
| 1    | 91,64        | 91,37        | 99,69        | 46   | 91,10        | 90,68        | 99,66        |
| 2    | 97,08        | 96,55        | 99,87        | 47   | 96,06        | 95,17        | 99,82        |
| 3    | 91,62        | 91,03        | 99,68        | 48   | 93,84        | 93,44        | 99,76        |
| 4    | 93,74        | 93,44        | 99,76        | 49   | 94,40        | 94,13        | 99,79        |
| 5    | 89,78        | 88,96        | 99,60        | 50   | 97,85        | 97,58        | 99,91        |
| 6    | 83,97        | 84,13        | 99,43        | 51   | 95,25        | 94,48        | 99,80        |
| 7    | 92,25        | 92,41        | 99,73        | 52   | 91,80        | 92,06        | 99,71        |
| 8    | 88,65        | 88,62        | 99,59        | 53   | 96,57        | 96,20        | 99,86        |
| 9    | 85,17        | 84,13        | 99,43        | 54   | 90,51        | 89,65        | 99,63        |
| 10   | 93,92        | 93,44        | 99,76        | 55   | 96,85        | 96,55        | 99,87        |
| 11   | 92,87        | 92,75        | 99,74        | 56   | 94,55        | 94,13        | 99,79        |
| 12   | 99,42        | 99,31        | 99,97        | 57   | 94,12        | 94,13        | 99,79        |
| 13   | 96,00        | 95,86        | 99,85        | 58   | 86,07        | 84,82        | 99,45        |
| 14   | 94,73        | 93,79        | 99,77        | 59   | 94,56        | 94,13        | 99,79        |
| 15   | 92,77        | 92,06        | 99,71        | 60   | 93,94        | 92,41        | 99,73        |
| 16   | <b>98,65</b> | <b>98,62</b> | <b>99,95</b> | 61   | 86,74        | 85,51        | 99,48        |
| 17   | 94,83        | 94,13        | 99,79        | 62   | 95,31        | 95,17        | 99,82        |
| 18   | 89,80        | 89,31        | 99,61        | 63   | 92,83        | 92,41        | 99,72        |
| 19   | 90,38        | 89,65        | 99,63        | 64   | 91,36        | 91,03        | 99,68        |
| 20   | 91,90        | 92,06        | 99,71        | 65   | 94,34        | 93,79        | 99,77        |
| 21   | 81,59        | 79,31        | 99,26        | 66   | 90,72        | 90,34        | 99,65        |
| 22   | 91,92        | 91,37        | 99,69        | 67   | 94,81        | 94,13        | 99,79        |
| 23   | 94,30        | 93,44        | 99,76        | 68   | 94,76        | 94,48        | 99,80        |
| 24   | 95,73        | 95,51        | 99,84        | 69   | 94,16        | 93,79        | 99,77        |
| 25   | 70,58        | 68,62        | 98,88        | 70   | 91,59        | 91,03        | 99,68        |
| 26   | 82,42        | 81,03        | 99,32        | 71   | <b>98,79</b> | <b>98,62</b> | <b>99,95</b> |
| 27   | 96,58        | 96,20        | 99,86        | 72   | 95,36        | 95,17        | 99,82        |
| 28   | 89,92        | 88,96        | 99,60        | 73   | 96,25        | 95,86        | 99,85        |
| 29   | 90,10        | 89,31        | 99,61        | 74   | 93,90        | 93,44        | 99,76        |
| 30   | 92,46        | 91,72        | 99,70        | 75   | 96,28        | 95,86        | 99,85        |
| 31   | 92,75        | 92,06        | 99,71        | 76   | 85,27        | 84,48        | 99,44        |
| 32   | 95,99        | 95,86        | 99,85        | 77   | 92,08        | 91,72        | 99,70        |
| 33   | 87,98        | 86,20        | 99,50        | 78   | 92,97        | 91,37        | 99,69        |
| 34   | 80,05        | 78,62        | 99,23        | 79   | 87,38        | 86,20        | 99,50        |
| 35   | 91,66        | 91,03        | 99,68        | 80   | 94,29        | 94,13        | 99,79        |
| 36   | 95,07        | 94,48        | 99,80        | 81   | 89,24        | 87,93        | 99,57        |
| 37   | 93,05        | 92,75        | 99,74        | 82   | 95,23        | 95,17        | 99,82        |
| 38   | 96,04        | 95,86        | 99,85        | 83   | 97,74        | 97,24        | 99,90        |
| 39   | 89,81        | 89,31        | 99,62        | 84   | 95,06        | 94,82        | 99,81        |
| 40   | <b>98,38</b> | <b>97,93</b> | <b>99,92</b> | 85   | 92,22        | 91,72        | 99,70        |
| 41   | 97,91        | 97,58        | 99,91        | 86   | 91,54        | 90,34        | 99,65        |
| 42   | 88,28        | 87,58        | 99,55        | 87   | 91,97        | 91,03        | 99,68        |
| 43   | 93,91        | 93,44        | 99,76        | 88   | 94,96        | 94,13        | 99,79        |
| 44   | 92,97        | 92,06        | 99,71        | 89   | 93,96        | 92,41        | 99,73        |
| 45   | 93,32        | 93,10        | 99,75        | 90   | 89,65        | 88,62        | 99,59        |

Çizelge 4.11.'in devamı

| Kişi | HA           | SE           | ÖZ           | Kişi            | HA           | SE           | ÖZ           |
|------|--------------|--------------|--------------|-----------------|--------------|--------------|--------------|
| 91   | 97,13        | 96,89        | 99,88        | 122             | 92,55        | 92,06        | 99,71        |
| 92   | 95,52        | 94,82        | 99,81        | 123             | 89,97        | 88,96        | 99,60        |
| 93   | 94,41        | 93,10        | 99,75        | 124             | 91,01        | 91,03        | 99,68        |
| 94   | 94,97        | 94,48        | 99,80        | 125             | 93,27        | 92,75        | 99,74        |
| 95   | 94,88        | 94,48        | 99,80        | 126             | 96,00        | 95,86        | 99,85        |
| 96   | 92,79        | 92,75        | 99,74        | 127             | 95,47        | 95,17        | 99,82        |
| 97   | 92,60        | 92,06        | 99,71        | 128             | 92,40        | 91,72        | 99,70        |
| 98   | 93,01        | 92,41        | 99,72        | 129             | 92,97        | 92,41        | 99,73        |
| 99   | 93,73        | 93,10        | 99,75        | 130             | 92,40        | 91,37        | 99,69        |
| 100  | 95,40        | 94,82        | 99,81        | 131             | 96,62        | 96,20        | 99,86        |
| 101  | 94,73        | 94,48        | 99,80        | 132             | 97,73        | 97,58        | 99,91        |
| 102  | 90,46        | 89,65        | 99,63        | 133             | 95,07        | 94,48        | 99,80        |
| 103  | 90,03        | 88,27        | 99,58        | 134             | 90,42        | 89,65        | 99,63        |
| 104  | 93,43        | 93,10        | 99,75        | 135             | 90,51        | 89,31        | 99,62        |
| 105  | 96,77        | 96,55        | 99,87        | 136             | 85,17        | 84,82        | 99,45        |
| 106  | 95,50        | 95,17        | 99,82        | 137             | 92,06        | 91,37        | 99,69        |
| 107  | 95,82        | 95,51        | 99,84        | 138             | 94,13        | 93,79        | 99,77        |
| 108  | 94,27        | 93,44        | 99,76        | 139             | 94,83        | 94,48        | 99,80        |
| 109  | 95,97        | 95,51        | 99,84        | 140             | 96,37        | 96,20        | 99,86        |
| 110  | 95,18        | 94,48        | 99,80        | 141             | 92,92        | 92,75        | 99,74        |
| 111  | 89,92        | 90,00        | 99,64        | 142             | 89,51        | 87,58        | 99,55        |
| 112  | 94,39        | 94,13        | 99,79        | 143             | 90,59        | 89,31        | 99,62        |
| 113  | 90,62        | 89,31        | 99,61        | 144             | 92,52        | 92,06        | 99,71        |
| 114  | 92,88        | 92,06        | 99,71        | 145             | 80,10        | 79,31        | 99,26        |
| 115  | 97,14        | 96,89        | 99,88        | 146             | 95,67        | 95,17        | 99,82        |
| 116  | 96,26        | 95,86        | 99,85        | 147             | 84,48        | 83,10        | 99,39        |
| 117  | 94,59        | 94,13        | 99,79        | 148             | 92,83        | 92,75        | 99,74        |
| 118  | 94,59        | 93,79        | 99,77        | 149             | 95,39        | 94,82        | 99,81        |
| 119  | <b>99,68</b> | <b>99,65</b> | <b>99,98</b> | 150             | 96,45        | 95,86        | 99,85        |
| 120  | 94,18        | 93,79        | 99,77        | 151             | 92,84        | 92,06        | 99,71        |
| 121  | 91,20        | 90,68        | 99,66        | <b>Ortalama</b> | <b>92,81</b> | <b>92,22</b> | <b>99,72</b> |

Çizelge 4. 11. GTKK ve k-EYK yöntemleri ile elde edilen kişi bazlı başarımlar

| Kişi | HA           | SE           | ÖZ           | Kişi | HA           | SE           | ÖZ           |
|------|--------------|--------------|--------------|------|--------------|--------------|--------------|
| 1    | 94,34        | 93,10        | 99,75        | 46   | 90,04        | 89,31        | 99,61        |
| 2    | 96,11        | 95,86        | 99,85        | 47   | 94,17        | 93,44        | 99,76        |
| 3    | 92,92        | 92,75        | 99,74        | 48   | 92,89        | 92,41        | 99,72        |
| 4    | 95,58        | 95,51        | 99,84        | 49   | 92,41        | 92,06        | 99,71        |
| 5    | 92,12        | 91,72        | 99,70        | 50   | 96,08        | 95,86        | 99,85        |
| 6    | 87,19        | 84,82        | 99,46        | 51   | 96,63        | 96,55        | 99,87        |
| 7    | 96,62        | 96,20        | 99,86        | 52   | 93,30        | 92,75        | 99,742       |
| 8    | 92,47        | 91,72        | 99,70        | 53   | 97,79        | 97,58        | 99,91        |
| 9    | 84,70        | 83,79        | 99,42        | 54   | 93,29        | 92,75        | 99,74        |
| 10   | 92,47        | 92,41        | 99,73        | 55   | 95,58        | 94,82        | 99,81        |
| 11   | 94,50        | 94,13        | 99,79        | 56   | 93,07        | 92,75        | 99,74        |
| 12   | <b>99,67</b> | <b>99,64</b> | <b>99,98</b> | 57   | 93,97        | 93,79        | 99,77        |
| 13   | 97,70        | 97,58        | 99,91        | 58   | 86,02        | 84,82        | 99,46        |
| 14   | 95,35        | 95,17        | 99,82        | 59   | 93,99        | 93,79        | 99,77        |
| 15   | 95,76        | 95,51        | 99,84        | 60   | 89,22        | 88,62        | 99,59        |
| 16   | 96,76        | 96,55        | 99,87        | 61   | 84,26        | 84,13        | 99,43        |
| 17   | 93,66        | 92,75        | 99,74        | 62   | 95,02        | 94,82        | 99,81        |
| 18   | 89,77        | 88,96        | 99,60        | 63   | 96,94        | 96,55        | 99,87        |
| 19   | 94,70        | 94,48        | 99,80        | 64   | 93,18        | 92,41        | 99,73        |
| 20   | 96,62        | 96,55        | 99,87        | 65   | 93,08        | 92,75        | 99,74        |
| 21   | 83,36        | 83,10        | 99,39        | 66   | 90,77        | 90,00        | 99,64        |
| 22   | 95,69        | 95,17        | 99,82        | 67   | 94,09        | 93,44        | 99,76        |
| 23   | 91,87        | 91,72        | 99,70        | 68   | 93,96        | 93,44        | 99,76        |
| 24   | 94,97        | 94,48        | 99,80        | 69   | 97,68        | 97,58        | 99,91        |
| 25   | 70,28        | 67,58        | 98,84        | 70   | 92,19        | 91,37        | 99,69        |
| 26   | 89,78        | 89,31        | 99,62        | 71   | <b>99,68</b> | <b>99,65</b> | <b>99,98</b> |
| 27   | 93,16        | 93,10        | 99,75        | 72   | 95,35        | 95,17        | 99,82        |
| 28   | 90,80        | 89,65        | 99,63        | 73   | 95,82        | 95,51        | 99,84        |
| 29   | 91,15        | 90,68        | 99,66        | 74   | 96,64        | 96,55        | 99,87        |
| 30   | 92,14        | 91,03        | 99,68        | 75   | 98,53        | 98,27        | 99,93        |
| 31   | 93,07        | 92,75        | 99,74        | 76   | 90,68        | 89,65        | 99,63        |
| 32   | 96,68        | 96,20        | 99,86        | 77   | 91,56        | 91,03        | 99,68        |
| 33   | 91,23        | 89,65        | 99,63        | 78   | 93,15        | 92,75        | 99,74        |
| 34   | 84,18        | 83,44        | 99,41        | 79   | 86,08        | 84,48        | 99,44        |
| 35   | 95,41        | 95,17        | 99,82        | 80   | 97,15        | 96,89        | 99,88        |
| 36   | 94,99        | 94,48        | 99,80        | 81   | 91,60        | 91,03        | 99,68        |
| 37   | 94,55        | 94,48        | 99,80        | 82   | 95,43        | 94,82        | 99,81        |
| 38   | 95,24        | 94,82        | 99,81        | 83   | 95,19        | 95,51        | 99,84        |
| 39   | 89,77        | 89,65        | 99,63        | 84   | 93,87        | 93,44        | 99,76        |
| 40   | 97,40        | 96,89        | 99,88        | 85   | 92,95        | 92,75        | 99,74        |
| 41   | 96,36        | 95,86        | 99,85        | 86   | 91,67        | 91,03        | 99,68        |
| 42   | 90,14        | 90,00        | 99,64        | 87   | 93,67        | 93,10        | 99,75        |
| 43   | 89,92        | 89,31        | 99,62        | 88   | 97,13        | 96,89        | 99,88        |
| 44   | 97,35        | 97,24        | 99,90        | 89   | 95,27        | 95,17        | 99,82        |
| 45   | 92,49        | 92,41        | 99,73        | 90   | 92,48        | 92,06        | 99,71        |

Çizelge 4.12.'in devamı

| Kişi | HA           | SE           | ÖZ           | Kişi            | HA           | SE           | ÖZ           |
|------|--------------|--------------|--------------|-----------------|--------------|--------------|--------------|
| 91   | 97,09        | 96,89        | 99,88        | 122             | 91,13        | 90,00        | 99,64        |
| 92   | 96,51        | 95,86        | 99,85        | 123             | 91,54        | 91,03        | 99,68        |
| 93   | 97,06        | 96,89        | 99,88        | 124             | 94,61        | 93,79        | 99,77        |
| 94   | 95,68        | 95,51        | 99,84        | 125             | 93,80        | 92,75        | 99,74        |
| 95   | 97,49        | 97,24        | 99,90        | 126             | 98,08        | 97,93        | 99,92        |
| 96   | 91,55        | 91,37        | 99,69        | 127             | 94,61        | 94,48        | 99,80        |
| 97   | 90,05        | 89,31        | 99,61        | 128             | 91,85        | 91,72        | 99,70        |
| 98   | 95,05        | 94,13        | 99,79        | 129             | 92,59        | 92,41        | 99,73        |
| 99   | 93,48        | 93,10        | 99,75        | 130             | 87,32        | 86,89        | 99,53        |
| 100  | 95,03        | 94,48        | 99,80        | 131             | 96,47        | 96,20        | 99,86        |
| 101  | 94,74        | 94,48        | 99,80        | 132             | 96,22        | 95,86        | 99,85        |
| 102  | 94,81        | 94,48        | 99,80        | 133             | 94,67        | 94,13        | 99,79        |
| 103  | 91,00        | 90,34        | 99,65        | 134             | 90,75        | 90,00        | 99,64        |
| 104  | 93,96        | 93,44        | 99,76        | 135             | 95,40        | 95,17        | 99,82        |
| 105  | 97,44        | 97,24        | 99,90        | 136             | 85,78        | 84,82        | 99,45        |
| 106  | 92,91        | 92,41        | 99,73        | 137             | 90,66        | 90,00        | 99,64        |
| 107  | 96,45        | 95,86        | 99,85        | 138             | 95,16        | 94,82        | 99,81        |
| 108  | 93,32        | 92,75        | 99,74        | 139             | 95,45        | 95,17        | 99,82        |
| 109  | 96,72        | 96,55        | 99,87        | 140             | 97,41        | 96,89        | 99,88        |
| 110  | 92,27        | 92,06        | 99,71        | 141             | 95,94        | 95,86        | 99,85        |
| 111  | 84,97        | 86,20        | 99,51        | 142             | 91,88        | 91,72        | 99,70        |
| 112  | 95,08        | 94,48        | 99,80        | 143             | 90,09        | 88,62        | 99,59        |
| 113  | 89,12        | 88,27        | 99,58        | 144             | 94,05        | 93,44        | 99,76        |
| 114  | 94,84        | 94,13        | 99,79        | 145             | 85,39        | 84,13        | 99,43        |
| 115  | <b>99,05</b> | <b>98,96</b> | <b>99,96</b> | 146             | 90,61        | 90,00        | 99,64        |
| 116  | 95,58        | 95,17        | 99,82        | 147             | 86,70        | 85,17        | 99,47        |
| 117  | 92,87        | 92,75        | 99,74        | 148             | 93,14        | 92,75        | 99,74        |
| 118  | 92,37        | 92,06        | 99,71        | 149             | 95,28        | 94,82        | 99,81        |
| 119  | <b>99,37</b> | <b>99,31</b> | <b>99,97</b> | 150             | 95,76        | 95,51        | 99,84        |
| 120  | 90,77        | 90,68        | 99,66        | 151             | 94,01        | 93,79        | 99,77        |
| 121  | 90,66        | 89,31        | 99,62        | <b>Ortalama</b> | <b>93,30</b> | <b>92,82</b> | <b>99,74</b> |





# TEKNOVERSİTE





teknoversite **AYRICALIĞINDASINIZ**

**İSTE**

