## KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

## BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

## YÜKSEK LİSANS TEZİ

ENDOMETRIAL KANSERIN AMELIYAT ÖNCESI BT GÖRÜNTÜLERINDE ELDE EDİLEN RADIOMICS VERİLERI KULLANILARAK MAKİNE ÖĞRENMESI TEKNİKLERİYLE KİTLE İÇİN YÜKSEK RİSK DEĞERLENDİRMESI YÖNTEMI

FEHİME YİGİT

**KOCAELİ 2021** 

### KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

# BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ YÜKSEK LİSANS TEZİ

ENDOMETRIAL KANSERIN AMELIYAT ÖNCESI BT GÖRÜNTÜLERINDE ELDE EDİLEN RADIOMİCS VERİLERI KULLANILARAK MAKİNE ÖĞRENMESI TEKNİKLERİYLE KİTLE İÇİN YÜKSEK RİSK DEĞERLENDİRMESI YÖNTEMİ

### FEHIME YİGİT

| Dr.Öğr. Üye | si Alpaslan Burak İNNER   |        |
|-------------|---------------------------|--------|
| Danışman,   | Kocaeli Üniversitesi      | •••••  |
| Dr.Öğr. Üye | si Özgür ÇAKIR            |        |
| Jüri Üyesi, | Kocaeli Üniversitesi      | •••••• |
| Dr.Öğr. Üye | si Ersin KAYA             |        |
| Jüri Üyesi, | Konya Teknik Üniversitesi | •••••  |

Tezin Savunulduğu Tarih: 28.01.2021

## ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasında, Bilgisayarlı Tomografi görüntülerinden elde edilen doku analizi verilerinde makine öğrenmesiyle Endometrial Kanser kitle alt-tipi tespiti yapılmıştır. Yapılan çalışmaların makine öğrenmesi ve hastalık tespiti gibi alanlarda çalışan kişilere faydalı olmasını ümit ederim.

Tez çalışmam süresince büyük bir özen ve özveriyle, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan, beni motive edip desteklerini esirgemeyen değerli tez danışmanım, Dr. Öğr. Üyesi Alpaslan Burak İNNER Hocama çok teşekkür ederim. Tez çalışmalarıma çok büyük destek ve emek veren Dr. Öğr. Üyesi Özgür ÇAKIR'a değerli katkıları için teşekkür ederim.

Çalışmalarım ve eğitim hayatım boyunca maddi ve manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan ve beni motive eden canım anneme, babama, kardeşlerime ve teyzeme çok teşekkür ederim. Zorlandığımda hep yanımda olan, benden sevgi ve desteklerini esirgemeyen kıymetli arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.

Ocak – 2021 Fehime YİGİT

## İÇİNDEKİLER

| ONSO        | Z VE TEŞEKKUR                                | i    |
|-------------|--|------|
| İÇİND       | EKİLER                                       | . ii |
| ŞEKİL       | LER DİZİNİ                                   | iv   |
| TABL        | OLAR DİZİNİ                                  | . v  |
| SİMG        | ELER VE KISALTMALAR DİZİNİ                   | vii  |
| ÖZET        | v  | iii  |
| ABST        | RACT   | ix   |
| GİRİŞ       |  | . 1  |
| 1. <b>Ġ</b> | ENEL BİLGİLER                                | . 4  |
| 1.          | I. Endometrial Kanser                        | . 4  |
| 1.          | 2. Radyolojik Tanısal Yöntemler              | . 4  |
|             | 1.2.1. Manyetik rezonans görüntüleme         |      |
|             | 1.2.2. Bilgisayarlı tomografi                |      |
| 1.          |  |      |
|             | 1.3.1. ROI ve segmentasyon                   |      |
|             | 1.3.2. 3D Slicer                             |      |
|             | 1.3.3. Doku(Texture) analizi                 |      |
|             | 1.3.4. Pyradiomics                           |      |
| 1.          |  |      |
|             | 1.4.1. Destek vektör makineleri              |      |
|             | 1.4.2. K-En yakın komşu algoritması          | 12   |
|             | 1.4.3. Karar ağaçları (Decision Tree)        |      |
|             | 1.4.4. Rasgele orman (Random forest)         |      |
|             | 1.4.5. Çok katmanlı algılayıcı               |      |
|             | 1.4.6. Gradient boosting machines            |      |
|             | 1.4.7. XGBoost                               | 16   |
|             | 1.4.8. LightGBM                              | 16   |
|             | 1.4.9. CatBoost                              | 16   |
| 1.          | 5. Öznitelik Seçimi                          | 17   |
|             | 1.5.1. Chi square test (Ki-kare yöntemi)     | 17   |
|             | 1.5.2. Mutual information (Karşılıklı bilgi) | 18   |
|             | 1.5.3. MRMR                                  | 18   |
|             | 1.5.4. ReliefF                               | 19   |
|             | 1.5.5. Step forward selection                | 19   |
|             | 1.5.6. Step backward selection               | 19   |
| 1.          | 5. Sınıflandırma Performans Metrikleri       | 20   |
|             | 1.6.1. Karmaşıklık matrisi                   | 20   |
|             | 1.6.2. Doğruluk                              | 20   |
|             | 1.6.3. Recall (Sensitivity)                  | 21   |
|             | 1.6.4. Specificity (Özgüllük)                | 21   |
|             | 1.6.5. Eğri altında kalan alan (AUC)         | 21   |
|             | 1.6.6. Precision (Kesinlik)                  | 22   |
|             | 1.6.7. F-Score                               | 22   |

|     |      | 1.6.8. Matthews correlation coefficent                    | 22 |
|-----|------|---|----|
| 2.  | MA   | ΓERYAL VE YÖNTEM  | 24 |
|     | 2.1. | Veri Seti   | 24 |
|     | 2.2. | Hasta Seçimi  | 24 |
|     | 2.3. | BT Parametreleri  | 25 |
|     | 2.4. | Radiomics Verilerinin Çıkarılması                         | 25 |
|     | 2.5. | Veri Ön İşleme  | 26 |
|     | 2.6. | Öznitelik Seçimi  | 27 |
|     | 2.7. | Makine Öğrenmesinin Uygulanması                           | 28 |
| 3.  |      | GULAR VE TARTIŞMA   |    |
|     | 3.1. | Endometrioid- Seröz Alt-Tip İkili Sınıflandırma Sonuçları | 30 |
|     | 3.2. | Myom- NonMyom İkili Sınıflandırma Sonuçları               | 38 |
|     | 3.3. | Myom-Endometrioid-Seröz Çok Sınıf Sınıflandırma Sonuçları | 46 |
| 4.  | SON  | TUÇLAR VE ÖNERİLER  | 57 |
| KA  | YNA  | KLAR  | 58 |
| ΚİŞ | İSEL | YAYIN VE ESERLER  | 64 |
| ÖZÓ | GEÇN | ΜİŞ   | 65 |
|     |      |   |    |

## ŞEKİLLER DİZİNİ

| Şekil 1.1. GLCM analizinin şematik çizimi, a) Gri Seviye Görüntü,   |    |
|---|----|
| b)Nümerik Gri Seviye Görüntü, c) Co-occurence Matris                | 8  |
| Şekil 1.2. Destek vektör makineleri                                 | 11 |
| Şekil 1.3. KNN algoritması için örnek veri dağılımı                 | 13 |
| Şekil 1.4. Karar Ağacı yapısı                                       | 14 |
| Şekil 1.5. Çok Katmanlı Algılayıcı Modeli                           | 15 |
| Şekil 1.6. Karmaşıklık matrisi                                      | 20 |
| Şekil 2.1. Üç kesitli BT görüntüsü üzerinde segmentasyon işlemi,    |    |
| a) Axial Plan, b) Sagittal Plan, c)Koronal Plan                     | 26 |
| Şekil 3.1. a) Decision Tree kullanarak yapılan sınıflandırma sonucu |    |
| elde edilen karmaşıklık matrisi b) CatBoost karmaşıklık matrisi     | 47 |
| Şekil 3.2. Karmaşıklık matrisleri a) GBM b) CatBoost                | 49 |
| Şekil 3.3. Karmaşıklık matrisleri, a) SVM, b)GBM, c)LightGBM,       |    |
| d) CatBoost   | 50 |
| Şekil 3.4. MLP'ye ait karmaşıklık matrisi                           | 52 |
| Şekil 3.5. Karmaşıklık matrisleri, a) KNN, b) Random Forest         | 53 |
| Şekil 3.6. Karmaşıklık matrisleri, a) SVM, b)MLP                    | 55 |
| Şekil 3.7. Karmaşıklık matrisleri, a)SVM, b)XGBoost                 | 56 |
|   |    |

### TABLOLAR DİZİNİ

| Tablo 3.1.   | Tüm öznitelikler kullanılarak yapılan Endometrioid-Seröz        |                |
|--------------|---|----------------|
|              | sınıflandırma sonuçları   | 30             |
| Tablo 3.2.   | Endometrioid- Seröz sınıflandırması için kullanılan yöntemler   |                |
|              | ve elde edilen öznitelikler                                     | 31             |
| Tablo 3.3.   | Chi-Square Test ile öznitelik seçimi sonrası Endometrioid-      |                |
| 1 4010 0101  | Seröz sınıflandırma sonuçları                                   | 32             |
| Tablo 3.4.   | Mutual Information ile seçilen özniteliklerle elde edilen       | 52             |
| 1 4010 3.4.  | Endometrioid-Seröz sınıflandırma sonuçları                      | 33             |
|              | edilen Endometrioid-Seröz sınıflandırma sonuçları               |                |
| Tablo 3.6.   | MRMR ile seçilen özniteliklerle elde edilen Endometrioid        | 55             |
| 1 auto 5.0.  | Seröz sınıflandırma sonuçları                                   | 24             |
| Table 2.7    |   | 3 <del>4</del> |
| Tablo 3.7.   | Endometrioid-Seröz sınıflandırması için SFS ve SBS              | 26             |
| T-1-1- 2.0   | algoritmalarıyla seçilen öznitelikler                           |                |
| Tablo 3.8.   | SFS ile elde edilen Endometrioid-Seröz sınıflandırma sonuçları  |                |
| Tablo 3.9.   | SBS ile elde edilen Endometrioid-Seröz sınıflandırma sonuçları  | 31             |
| Tablo 3.10.  | Tüm Öznitelikler kullanılarak yapılan Myom-NonMyom              | •              |
|              | sınıflandırma sonuçları   | 38             |
| Tablo 3.11.  | Myom-NonMyom Sınıflandırması için kullanılan öznitelik          |                |
|              | seçim yöntemleri ve elde edilen öznitelikler                    | 39             |
| Tablo 3.12.  | Chi Square Test ile öznitelik seçimi sonrası Myom-NonMyom       |                |
|              | sınıflandırma sonuçları   | 40             |
| Tablo 3.13.  | Mutual Information ile seçilen özniteliklerle elde edilen       |                |
|              | Myom-Nonmyom sınıflandırma sonuçları                            | 41             |
| Tablo 3.14.  | ReliefF ile seçilen özniteliklerle K=4 ve K=10 için yapılan     |                |
|              | Myom-NonMyom sınıflandırma sonuçları                            | 42             |
| Tablo 3.15.  | MRMR ile seçilen özniteliklerle elde edilen Myom-               |                |
|              | NonMyom sınıflandırma sonuçları                                 | 43             |
| Tablo 3.16.  | Myom-NonMyom sınıflandırması için SFS ve SBS                    |                |
|              | algoritmalarıyla seçilen öznitelikler                           | 44             |
| Tablo 3.17.  | SFS kullanılarak elde edilen Myom-NonMyom sınıflandırma         |                |
|              | sonuçları   | 45             |
| Tablo 3.18.  | SBS ile elde edilen Myom-NonMyom sınıflandırma sonuçları        | 45             |
| Tablo 3.19.  | Tüm öznitelikler kullanılarak yapılan çoklu sınıflandırma       |                |
|              | sonuçları   |                |
| Tablo 3.20.  | Çok sınıflı sınıflandırma için seçilen öznitelikler             |                |
| Tablo 3.21.  | Chi Square Test ile öznitelik seçimi sonrası yapılan çoklu      |                |
| 14010 3.21.  | sınıflandırma sonuçları   | 48             |
| Tablo 3.22.  | Mutual Information ile seçilen özniteliklerle elde edilen       | 70             |
| 1 4010 3.22. | çoklu sınıflandırma sonuçları                                   | 49             |
| Tablo 3.23.  | ReliefF ile seçilen özniteliklerle K=4 ve K=10 için elde edilen | サフ             |
| 1 4010 3.23. | coklu sınıflanıdırma sonuclar                                   | 51             |
|              | AARS DE SOUDER DE LEGE SOUDE ACTE                               | , ,            |

| Tablo 3.24. | MRMR yöntemiyle elde edilen çoklu sınıflandırma sonuçları    | 52 |
|-------------|--|----|
| Tablo 3.25. | Çok sınıflı sınıflandırma için SFS ve SBS ile seçilen        |    |
|             | öznitelikler   | 53 |
| Tablo 3.26. | SFS algoritması kullanılarak elde edilen çoklu sınıflandırma |    |
|             | sonuçları  | 54 |
| Tablo 3.27. | SBS ile elde edilen çoklu sınıflandırma sonuçları            |    |

#### SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

#### Kısaltmalar

AUC : Area Under the Curve (Eğri Altında Kalan Alan)

BT : Bilgisayarlı Tomografi

CPTAC : Clinical Proteomic Tumor Analysis Consortium (Klinik Proteomik

Tümör Analiz Konsorsiyumu)

DICOM: Digital Imaging and Communications in Medicine (Tıpta Dijital

Görüntüleme ve İletisim

DMI : Depth of Myometrial Invasion (Miyometriyal invazyon derinliği)

EFB : Exclusive Feature Bundling (Özel Değişken Paketi)

GBM : Gradient Boosting Machines (Gradyan Artırma Makineleri)

GLCM: Grey Level Co-occurence Matrix (Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi)
GLDM: Grey Level Dependence Matrix (Gri Seviye Bağımlılık Matrisi)
GLRLM: Grey Level Run Length Matrix (Gri Seviye Dizi Uzunluğu Matrisi)

GLSZM : Grey Level Size Zone Matrix (Gri Seviye Boyutu Bölge Matrisi)

KNN : K-Nearest Neighbours (K-En Yakın Komşu )

MCC : Matthews Correlation Coefficient (Matthews Korelasyon Katsayısı)

MLP : Multi Layer Perceptrons (Çok Katmanlı Algılayıcılar)

MRI : Magnetic Resonance Imaging (Manyetik Rezonans Görüntüleme)
 MRMR : Minimum Redundancy Maximum Relevence (Minimum Fazlalık Maksimum Alaka)

NGTDM : Neighborhood Grey Tone Difference Matrix (Komşuluk Gri Ton Fark Matrisi)

PET: Positron Emission Tomography (Pozitron Emisyon Tomografi) ROC: Receiver Operating Characteristic (Alıcı İşletim Karakteristiği)

ROI: Region of Interest (İlgili Bölge)

SBS : Step Backward Selection (Geri Yönlü Arama Seçimi)
SFS : Step Forward Selection (İleri Yönlü Arama Seçimi)
SVM : Support Vector Machines (Destek Vektör Makineleri)
TCGA : The Cancer Genome Atlas (Kanser Genom Atlas)

TCIA : The Cancer Imaging Archive (Kanser Görüntüleme Arşivi)

UCEC : Uterine Corpus Endometrial Carcinoma (Rahim Yapısı Endometrial

Karsinom)

#### ENDOMETRIAL KANSERIN AMELİYAT ÖNCESİ BT GÖRÜNTÜLERINDE ELDE EDİLEN RADİOMİCS VERİLERİ KULLANILARAK MAKİNE ÖĞRENMESİ TEKNİKLERİYLE KİTLE İÇİN YÜKSEK RİSK DEĞERLENDİRMESİ YÖNTEMİ ÖZET

Endometrial kanser; günümüzde giderek artan obezite vakaları, fiziksel aktivitelerin azalması ve ortalama yaşam süresinin artmasıyla birlikte gün geçtikçe yaygınlaşan bir jinekolojik kanser türüdür. Endometrial kanserde hızlı ve yüksek doğrulukla tanı koymak çok önemlidir. Makine öğrenmesiyle Endometrial kanser için yapılan çalışma sayısı oldukça az olduğundan yapılan çalışma bu alana katkı sağlamayı hedefledi. Bu tez çalışmasında açık kaynaklı veri kümesi koleksiyonu olan The Cancer Genome Atlas (TCGA) 'dan alınan Bilgisayarlı Tomografi (BT) verileri kullanıldı. 135 adet hastaya ait olan BT verileri uzman radyolog tarafından 3D Slicer yazılımı ve Pyradiomics eklentisiyle doku analizi işlemi yapılarak elde edilen 130 öznitelik içeren radiomics verileri kullanıldı. Radiomics radyografik tıbbi görüntülerden çok sayıda sayısal parametrik değerler çıkarılarak elde edilen veridir. Veri ön işleme adımında radiomics sürüm bilgilerini içeren öznitelikler çıkarıldı ve aynı gruba ait olan kitle tipleri etiketlendi. Özniteliklerin sayısının azaltılması için Chi- Square Test, Mutual Information, ReliefF, MRMR, SBS ve SFS algoritmaları kullanıldı. Bu yöntemlerle elde edilen özniteliklerle; KNN, SVM, MLP, Decision Tree, Random Forest, GBM, LightGBM, XGBoost ve CatBoost sınıflandırma algoritmaları kullanılarak üç farklı sınıflandırma yapıldı. Yapılan ilk sınıflandırma Endometrioid ve Seröz alt-tiplerini kendi aralarında ayırabilmek için yapıldı ve bu sınıflandırma sonucunda elde edilen başarı %92 oldu. İkinci sınıflandırmada Myom tipini diğer tiplerden ayırmak istendi ve Myom-NonMyom sınıflandırması sonucunda%95 başarılara ulaşıldı. Son olarak çok sınıflı sınıflandırma yapıldı ve kitleler kendi aralarında sınıflandırıldı. Genel olarak yüksek sonuçlar veren bu sınıflandırmada %92 başarıya ulaşıldı. Bu çalışma sonucunda; radiomics verilerinin makine öğrenmesiyle kanser alt-tiplerini tespit etmek için kullanılmasının uygun olduğu görüldü.

**Anahtar Kelimeler:** Doku Analizi, Endometrial Kanser, Makine Öğrenmesi, Radiomics, Yapay Zeka.