TEKNOFEST

HAVACILIK, UZAY VE TEKNOLOJİ FESTİVALİ

SAĞLIKTA YAPAY ZEKA YARIŞMASI

(Medikal Teknolojiler Kategorisi)

PROJE DETAY RAPORU

TAKIM ADI: Şifacılar

TAKIM ID: 400988

PROJE ADI: CheckUP

İçindekiler

Proje Konusu

Proje konunuzu aşağıdaki listeden seçiniz.

☐ Hareket izleme ve destek sistemleri
☐ Kronik hastalık takibine yönelik giyilebilir teknolojiler
☐ Görme engelli bireyler için hastane içi yönlendirme sistemleri
☐ Gereksiz antibiyotik kullanımını azaltmaya yönelik teknolojiler
☐ Nefes bileşenlerinden hastalık teşhisi yapabilen sistemler
☐ Fiziksel tıp ve rehabilitasyona yönelik teknolojiler
☐ Ortez ve protez teknolojileri
☒ Hastalık teşhisine yönelik karar destek sistemleri

1. Problem Tanımı ve Mevcut Durum Değerlendirmesi

Her yıl akciğer kanserine yakalanan insan sayısı 17.6%'yı bulmaktadır. Kırsal bölgedeki doktorların yetersizliği ve 18%'leri bulan yanlış tanı gibi nedenlerden ötürü hastaların 31%'lik bölümü maalesef hayatını kaybetmektedir.

CheckUP'ın amacı akciğer kanseri tanı algoritması ile uzmanlara ikinci bir bakış açısı sunmak. Gün içindeki yorulma ve dikkat kaybı gibi nedenlerden dolayı uzmanların hatalı tanı koyabilmektedir, bu anlamda 95% ve üzeri doğruluk payına sahip olan modeller yardımcı asistan gibi uzmanları doğru tanıda yönlendirmektedir.

CheckUP günümüzde çeşitli sebeplerden dolayı (uzun çalışma saatleri sonucu yorgunluk, rahatsızlık, gözden kaçırma vb.) uzmanların hatalı tanı koymasını azaltmaya çalışmak amacına hizmet amacıyla geliştirilmiştir.

Halihazırda belirli şirketler tarafından geliştirilmiş benzer uygulamalar mevcut ancak sundukları çözümler doğruluk açısından yetersiz kalmakla birlikte fahiş fiyatlarla kullanıma teşvik aşırı derecede azaltılmaktadır. CheckUP bunun önüne eğittiğim doğruluğu yüksek modellerle ve kullanıcı dostu uygulama ile geçmeyi hedeflemektedir.

Bunlar dahilinde geliştirmekte olduğumuz çözüm;

- Daha kaliteli, doğruluğu yüksek, hata oranı düşük akciğer kanseri tanısı yapabilecek modeller eğitmek,
- Bu modelleri sağlık çalışanların hizmetine sunabilecek kullanıcı dostu bir arayüze
- entegrasyonunu sağlamak,
- Fahiş fiyatlardan kaçınarak, kullanıcıya yani halkımızın kullanımına sunmak.

Takım olarak proje sunuş raporu üstündeki eksiklikler üstünde yoğunlaştık ve uygulamayı geliştirirken izleyeceğimiz süreç ve risk analizlerimiz üstünde iyileştirmeler yaptık.

Şu ana kadar izlediğimiz süreç ve yaptığımız çalışmalar şu şekildedir;

- İş planı yapıldı ve yapılacak işler takım dahilince paylaştırıldı,
- Eksik görülen yerlerde açığı kapatacak eğitimler alındı ve sistemin en iyi hale getirilebilmesi için öngörülen takviyeler yapıldı,
- İş/Zaman Çizelgesine bağlı kalarak uygulama nihai sürümüne getirildi (Yöntem kısmında detaylı anlatım mevcuttur),
- Gerekli testler uygulandı, istenen sonuçların alınıp alınmadığı test edildi.

2. Özgünlük

Takımımızdan çıkan fikirler benzerlik göstermekle birlikte bunu bir web tabanlı uygulamayla birleştirip, tak-çıkar bir modül halinde kullanıma sunma fikri kabul edildi. Buna ek olarak aynı zamanda kendi sunucularımızda çalıştırılabilecek bir yapıda, talep edildiği takdirde istenilen tömografiyi eğittimiz modellerle bir çıktı verecek şekilde oluşturmak hedefindeyiz.

CheckUP'ın yenilikçi yönlerinden bir tanesi, tanıyı bir web uygulaması üstünden tömografiyi yükleyerek elde ediyor olunabilmesidir. Bunun hem hasta hem de sağlık çalışanı açısından sağladığı çok büyük avantajlar mevcuttur. Örneğin bir hasta, sağlık çalışanından karar destek sistemli bir tanı talep ettiğinde veyahut sağlık çalışanı insan gözüyle ayırt edilmesi zor olan bir noktada karar destek sistemi incelemesi talep ettiğinde piyasadaki diğer ürünler gibi karşı taraftan bir çıktı gelmesini beklemek yerine bunu sistem üzerinden gecikme/bekleme yaşamadan kolaylıkla gerçekleştirebilecektir.

Piyasada gerçekleştirilmiş olan diğer uygulamalar baz alındığında, CheckUP'ın avantajları şu şekildedir;
s

- Daha hızlı, güvenilir, hata payı düşük tahmin yeteneğine sahip modeller,
- Daha hızlı sonuçlar alabilmek için geliştirilmiş kullanıcı dostu bir arayüz.

Daha önce yapılan çalışmaları incelediğimizde spesifik bir alan olmasından dolayı kaynak ve yapılan çalışmaların yetersizliğinden tam anlamıyla karşılaştırılabilecek bir uygulama/çalışma (Açık kaynak olmamasından kaynaklı sorunlardan ötürü birçok çalışma referans gösterilememektedir) mevcut değildir.

3. Yöntem

Derin modellerinin eğitimlerini yüksek hesaplama kabiliyetli aşağıda özellikleri verilen ekran kartı üzerinde gerçekleştirdik. Model eğitimi bittikten sonra eğitilmiş modeli kendi bilgisayarlarımızda test ettik. Test aşamasında kullanmış olduğumuz bilgisayarın özellikleri aşağıda verilmiştir.

Eğitim Donanımları
Ekran kartı – Rtx 2080 TI 24 GB
RAM – 128 GB
İşlemci – 6120 Serisi Xeon İşlemci

Test Donanımları
Ekran kartı – Gtx 1050
RAM – 8 GB
İşlemci – Intel I7-8750H

3.1. Çözüm İçin Kullanılan Yöntem ve Mimari

Şifacılar takımı olarak Tömografi görüntülerinden akciğer kanseri tanısı ve sınıflandırma probleminin çözümü için ImageNet yarışmaşının popüler CNN modellerinden EfficientNetB3 mimarisini transfer öğrenme yaparak kullandık.

Segmentasyon probleminde ise U-Net modelini kullanarak Kanserli bölgelerin lokalizasyonunu sağladık. U-net mimarisi daha çok medikal görüntülerin bölütlenmesinde kullanılan yaygın bir mimaridir. CNN temelli oluşturulmuş bu mimarinin piksel bazlı görüntü segmentasyonu konusunda diğer geleneksel modellere göre daha başarılı sonuç verdiği görülmüştür. U-net yapısı simetrik olarak kodlayıcı ve kod çözücüden oluşmaktadır. Dinamik U-net dediğimiz yapı ise klasik U-net'ten farklı olarak kod çözücü kısmında kullanmak üzere VGG, Inception, ResNET veya bunlara benzer önceden eğitilmiş ağları otomatik olarak kullanmayı sağlar. Bizde segmentasyon işlemi için Dinamik U–net mimarisini ResNet-34 CNN modeli ile kullandık.

Model eğitimlerini Fastai Kütüphanesi üzerinden gerçekleştirdik. Fastai kütüphanesinin amacı,derin sinir ağlarının (Deep Neural Networks) eğitimini mümkün olduğu kadar kolaylaştırmak ve aynı zamanda modern en iyi pratikleri kullanarak hızlı ve doğru hale getirmektir. Fastai kütüphanesi Python dilinda yazılmıştır, açık kaynaklıdır ve önde gelen modern ve esnek derin öğrenme framework'larından biri olan PyTorch'un üzerine inşa edilmiştir. Kütüphane, bilgisayarla vision görevleri, metin ve doğal dil işleme, tablo/yapılandırılmış veri sınıflandırması veya regresyonu ve işbirlikçi filtreleme modelleri için kullanıma hazır destek içermektedir [1].

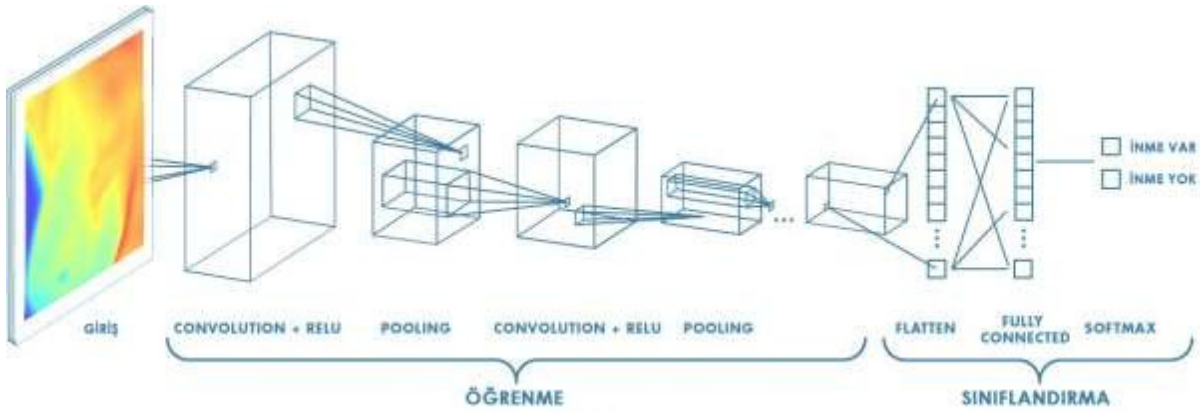
3.2. Evrimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)

Bilgisayar sinir ağlarının özel bir türü olan CNN, yapay zeka konusunda birçok vision problemi için etkili bir çözüm sunar.

CNN modelleri verilen görüntüleri aşağıda verilen katmanlar tarafından işlemektedir:

- **Convolutional Layer** — Özellikleri saptamak için kullanılır
- **Non-Linearity Layer** — Sisteme doğrusal olmayanlığın (non-linearity) tanıtılması
- **Pooling (Downsampling) Layer** — Ağırlık sayısını azaltır ve uygunluğu kontrol eder
- **Flattening Layer** — Klasik Sinir Ağı için verileri hazırlar
- **Fully-Connected Layer** — Sınıflamada kullanılan Standart Sinir Ağı [2].

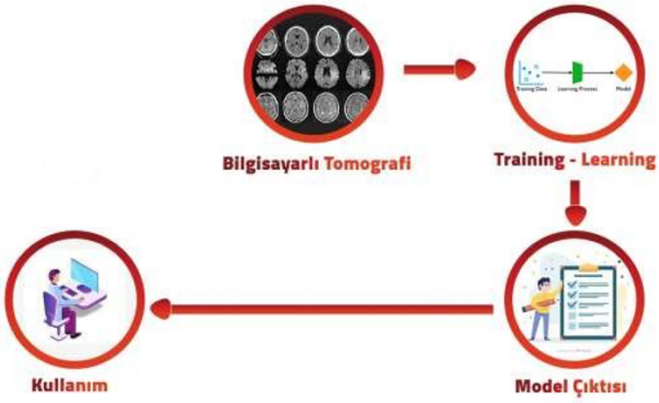
CNN ağlarının örnek katman yapısı aşağıdaki şekilde verilmiştir.



Şekil 1

Sınıflandırma ve tanı problemlerinin çözümü için kullandığımız EfficientNet CNN model neural architecture search tarafından geliştirilen AutoML veMNAS framework'ları temel alan bir CNN mimarisidir. Bu mimari, maksimum doğruluk elde etmekiçin tasarlanmıştır.

EfficientNet Mimarisi Compound Model Scaling tekniği kullandığından diğer CNN mimarilere göre kullanımı ve oluşturması daha basit ve esnektir [3].



Şekil 2: Akış Şeması

3.3. Deney ve Eğitim Aşamalarında Kullanılan Veri Setleri

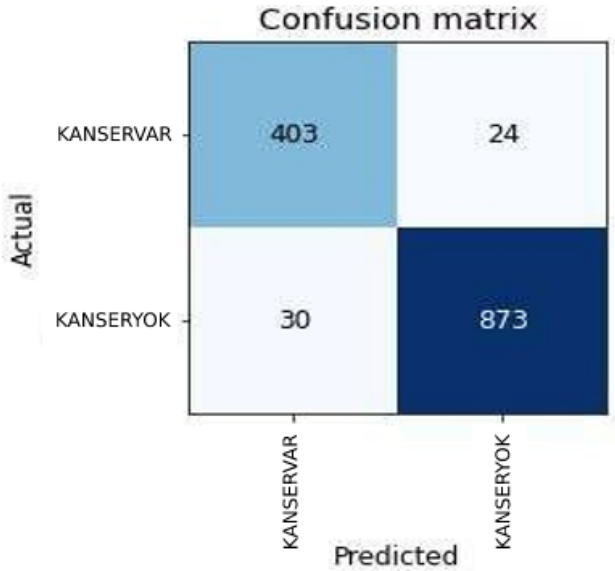
Elimizdeki veri seti üzerinde aşağıdaki gibi sınıflandırma tanımladık.

- KANSERVAR
- KANSERYOK

3.4. Elde Edilen Sonuçların Sunumu

Tömografi görüntülerin analizi, insan sağlığına direk bir şekilde bağlanan problemlerde yüksek doğruluk oran ile sonuç üretebilecek bir mimari kullanımı zorunlu bir hale gelmektedir. Bölüm 3.3'teki veri setleri kullanılarak 2'li sınıflandırma işlemi yapmak için eğitilmiştir.

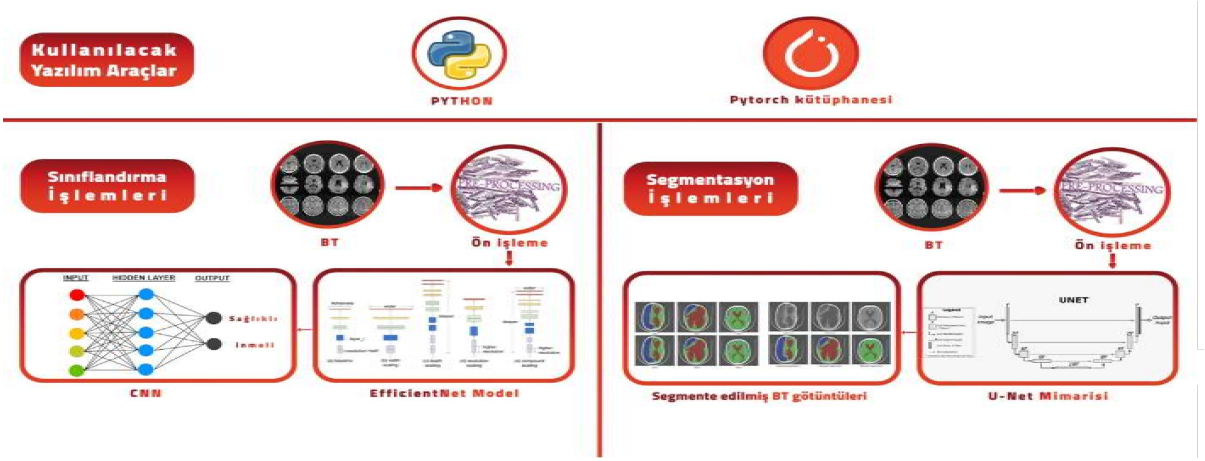
Eğitilmiş olan 2'li modelin test aşamasındaki karmaşıklık matris aşağıdaki gibidir:



Şekil 3: Karmaşıklık Matrisi

Karmaşıklık matrisinde görüldüğü gibi model:

- **Doğru** olarak 403 Kanserli Tömografi bulunmuş.
- **Doğru** olarak 873 Kansersiz Tömografi bulunmuş.
- Sadece 54 Tömografi **Yanlış** olarak tahmin etmiş.
- Toplam test edilen Tömografi sayısı 1330.



Şekil 4: Bileşen Çizeneği

İkili tanı problemi için önerilen modelin elde ettiği performans değerleri takip eden tabloda verilmiştir.

	KESİNLİK	DUYARLILIK	F1-SCORE	VERİ SAYISI
KANSERVAR	0.93	0.94	0.94	427
KANSERYOK	0.97	0.97	0.97	903
DOĞRULUK			0.96	1330
MAKRO ORTALAMA	0.95	0.96	0.95	1330
AĞIRLIKLI ORTALAMA	0.96	0.96	0.96	1330

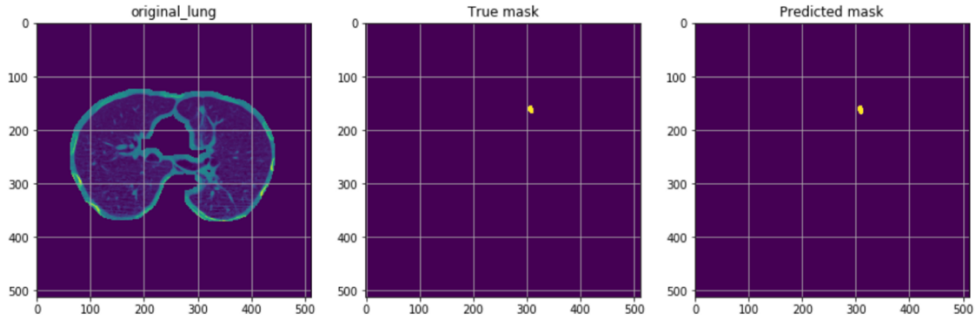
Başarım oranı, takımımızın tarafından kullanılan ve eğitilen modelin ne kadar etkili olduğunu gösterir. Aynı zamanda Tömografi analiz etme problemi gibi gerçek bir hayat probleminde 97.5% ve 95.5% başarım oranı elde etmek, hastanelerde radyoloji doktorlarına ciddi anlamda yardım sağlayacaktır ve hatta bu modelden faydalanan birden fazla radyoloji polikliniği başında sadece tek bir doktora ihtiyaç duyulacağından, insani ve maddi kaynakların kullanımı daha etkili bir hale gelecektir.

U-Net mimarisi kullanarak segmentasyonu 10 epoch için gerçekleştirdik. Modelin eğitim ve test kayıp değerleri ile piksel seviyesindeki başarımı aşağıda verilmiştir.

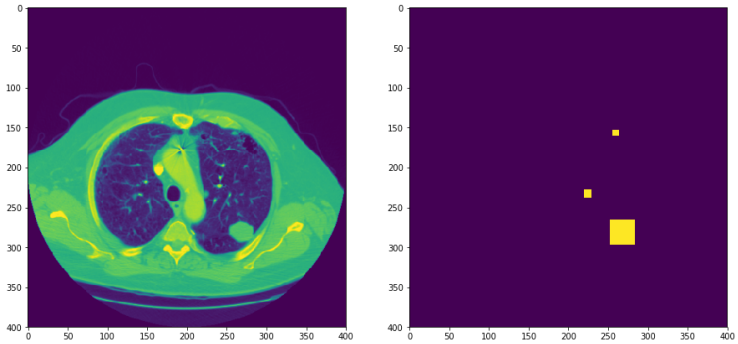
epoch	train_loss	valid_loss	accuracy	time
0	0.067414	0.048793	0.981929	00:57
1	0.052347	0.042875	0.984288	00:53
2	0.048463	0.059470	0.984623	00:53
3	0.047883	0.049223	0.982816	00:53
4	0.045145	0.040306	0.985300	00:53
5	0.042214	0.039056	0.984456	00:53
6	0.039076	0.038161	0.985893	00:53
7	0.035991	0.037790	0.985394	00:53
8	0.031235	0.034859	0.987032	00:52
9	0.023064	0.032409	0.988577	00:52

Şekil 5: Test sonuçları

Akciğer kanseri için yaptığımız segmentasyonda 99.77% oranında doğruluk sağladık. Yaptığımız segmentasyondan bazı örnek görüntüler aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 6: Tahmin edilen ve gerçek maske gösterimi



Şekil 7: Tömografi taraması ve kanserli nodüllere karşılık gelen maske (sarı)

4. Uygulanabilirlik ve Ticarileşme Potansiyeli

Ekip olarak planlama, gereksinim analizi ve iş zaman planı yapılarak projenin başlangıcının temellerini attıktan sonra, iş zaman planı doğrultusunda gerekli işlerin paylaştırılmasından sonra geliştirilmeye başlanır.

Sürekli test ve sınamalarla birlikte ilerleyen süreç en son uygulama nihai sürümüne ulaştıktan sonra genel bir entegrasyon ve test sürecine dahil edilir, bu süreçte uygulamanın her bir fonksiyonelliği test edilir.

Proje, gerek piyasadaki rakip eksikliği gerekse talebin açık bir şekilde görülmesinden kaynaklı gerçekleştirmeye çok müsait bir ortam kazanmaktadır. Bu sebeplerden ötürü projeyi ticari bir ürüne dönüştürmek uzun vadede kârlı bir iş olacaktır.

Projenin rahat bir ortamda uygulanabilir olması risklerin olmadığını anlamına gelmemektedir, ekip olarak öngördüğümüz risklerden bazıları;

- Piyasadaki rakiplerin pazarlama politikalarının güçlü olmasından kaynaklı geri plana düşüp öngörülen kullanım oranına ulaşamamak:
    - Fahiş fiyatlarla pazarlamak yerine insana hayatına dokunan bir projeyi herkesin kullanabileceği makul fiyatlara indirgeme hedefimiz doğrultusunda, öngörülen kullanım oranına ulaşamamak bizi yıllık planımızda geriye çekecektir ve kayba uğratacaktır.
- Sermaye eksikliğinden dolayı projenin işlevlerini karşılayabilecek/kaldırabilecek kadar güçlü bir sistemin kullanılamaması:
    - Proje hız, doğruluk ve en az hata payı yapı taşları üstüne kurulmuştur. Bunların karşılanamadığı durumlarda hastanın direkt olarak hayatına etki eden bir durum söz konusu olduğundan risk çok yüksektir.

Projemizin piyasadaki muadilleri bir elin beş parmağını geçmeyecek sayıda olsalar bile neredeyse muadil bir projeyi hayata geçirebilecek ve bunun pazarlamasını yapabilecek sermayeye sahip oldukları da bir gerçektir. Bundan yola çıkarak projenin zayıf yönleri şu şekildedir;

- Piyasadaki muadillere göre sermaye yetersizliğinden dolayı istenilen kullanım oranı/verime ulaşılamaması,
- Piyasadaki muadillere göre bazı fonksiyonların mevcut olmaması,
- Piyasadaki muadillere göre tıbbi açıdan yetersiz bilgiden kaynaklı olarak eklenilmesi planlanan ancak teknik destek olmadan eklenemeyecek fonksiyonların bulunması.

Tüm bunların yanı sıra neredeyse 98%'e varan doğruluk oranı ile sadece ~2%'lik bir hata payına ulaşan modellerimiz ve hızlı, kararlı çalışan bir sistem projemizin en büyük avantajlarındandır. Bundan yola çıkarak üstün yönleri şu şekildedir;

- Piyasadaki muadillere göre daha hızlı, güvenilir ve yüksek doğruluk oranına sahip eğittiğimiz modeller ile daha güçlü karar destek sistemleri oluşturduk,
- Piyasadaki muadillere göre kullanıcı dostu bir arayüz ile çok daha kolay bir kullanım sağladık,

- Piyasadaki muadillere göre fahiş fiyatlar yerine kullanıcıların rahatlıkla kullanabileceği rakamlar belirledik.

Tübitak 1512 (BİGG Damla) Tekno Girişim Programı Desteğine başvurmayı düşünmekteyiz.

5. Referanslar

[1]: What is the fastai library and What we can do with it? | Codez Up
[2]: Convolutional Neural Network (ConvNet yada CNN) nedir, nasıl çalışır? | byTuncer Ergin | Medium
[3]: EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks

TEKNOFEST
HAVACILIK, UZAY VE TEKNOLOJİ FESTİVALİ