

Yapay Sinir Ağları Projesi ResNet Tabanlı DVM ile Pnömoni Tespiti

Ataman Önel Ük- 20201101058

H. Simay Özgöl - 20201101061



+



o

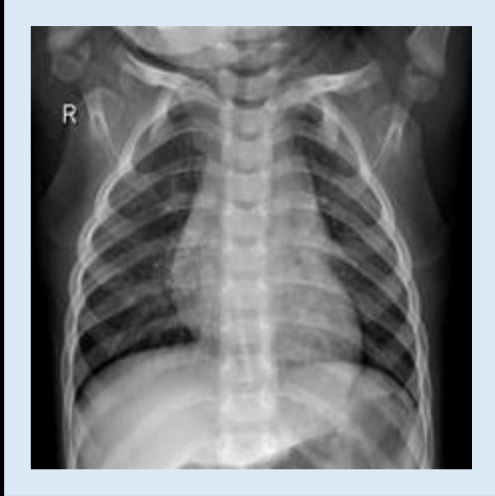
•

Makalenin Amacı

- Bu makale, göğüs röntgeni görüntülerine hesaplama teknikleri yerleştirerek pnömoni ikametini ayırt etmek için yenilikçi bir yaklaşım sunmakta ve tek görüntü inceleme taleplerini ortadan kaldırarak toplam maliyetleri önemli ölçüde azaltmaktadır.

Pnömoni Nedir?

- Halk dilindeki ismi Zatürre olarak bilinmektedir.
- Bir veya her iki akciğerdeki hava keselerinin iltihaplanması sonucunda ortaya çıkmaktadır.
- Her yıl 5 yaşın altında iki milyondan fazla çocuk pnömoniden ölmekte olup, bu rakam 5 yaş altı ölümlerin yaklaşık beşte birini oluşturmaktadır.

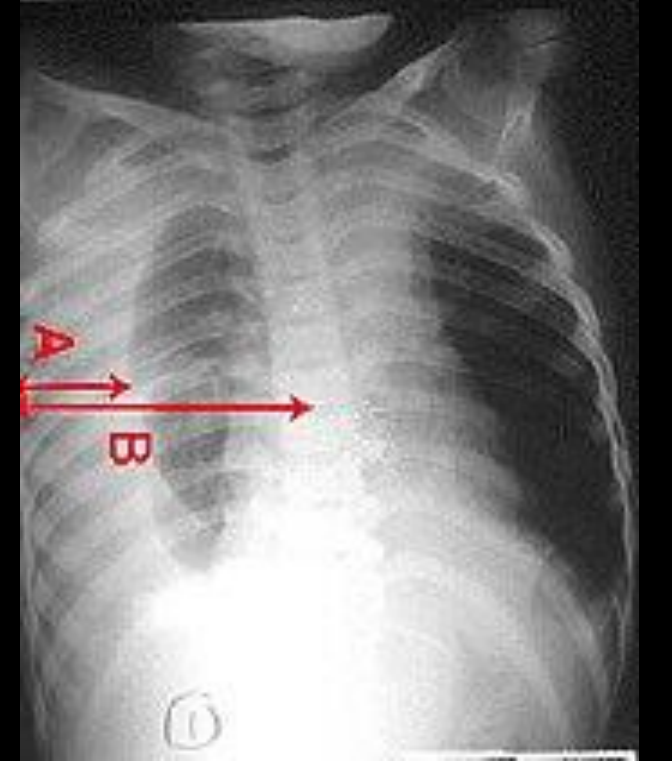


Sağlıklı Birey

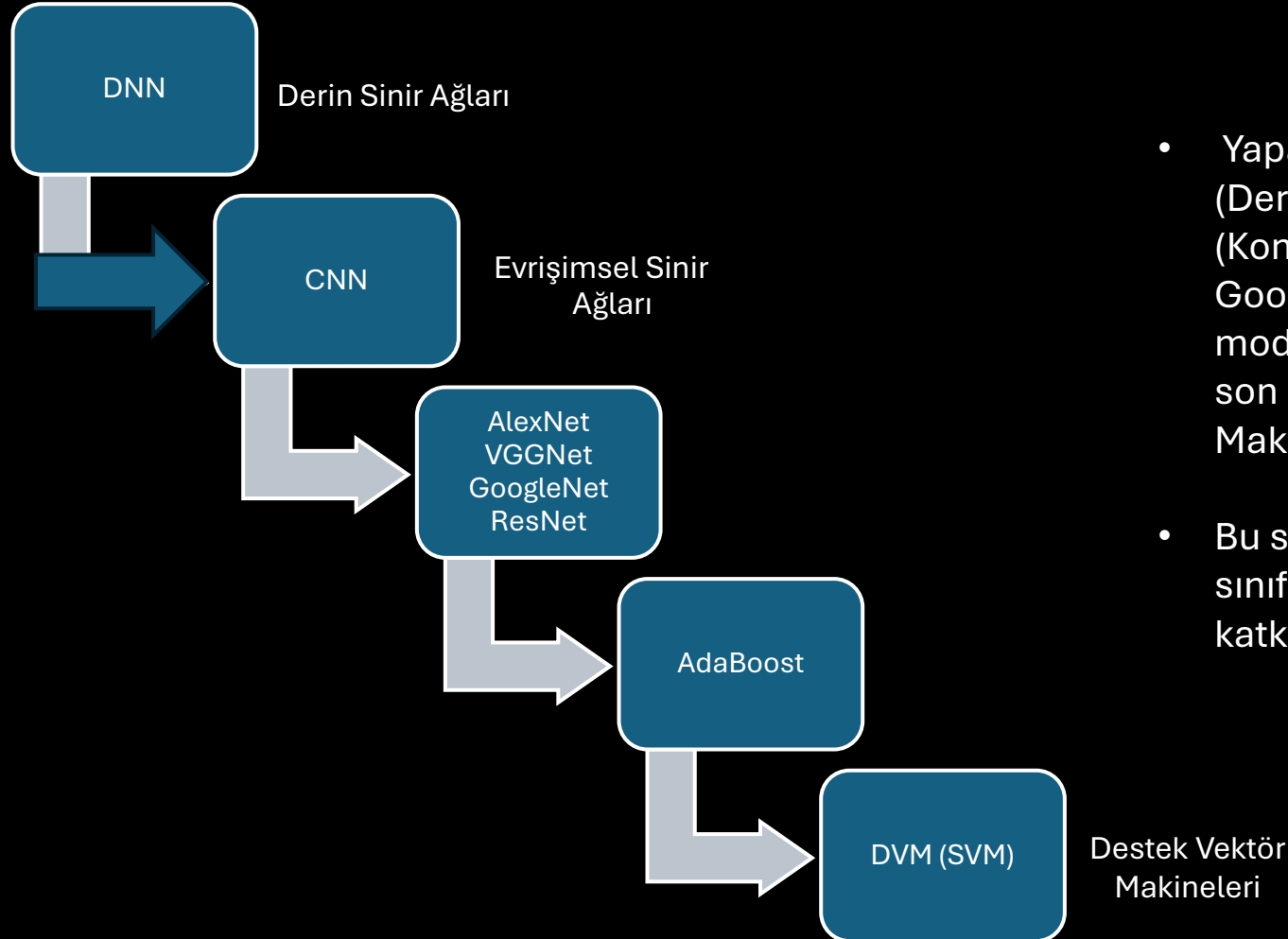


Pnömoniye Sahip Birey

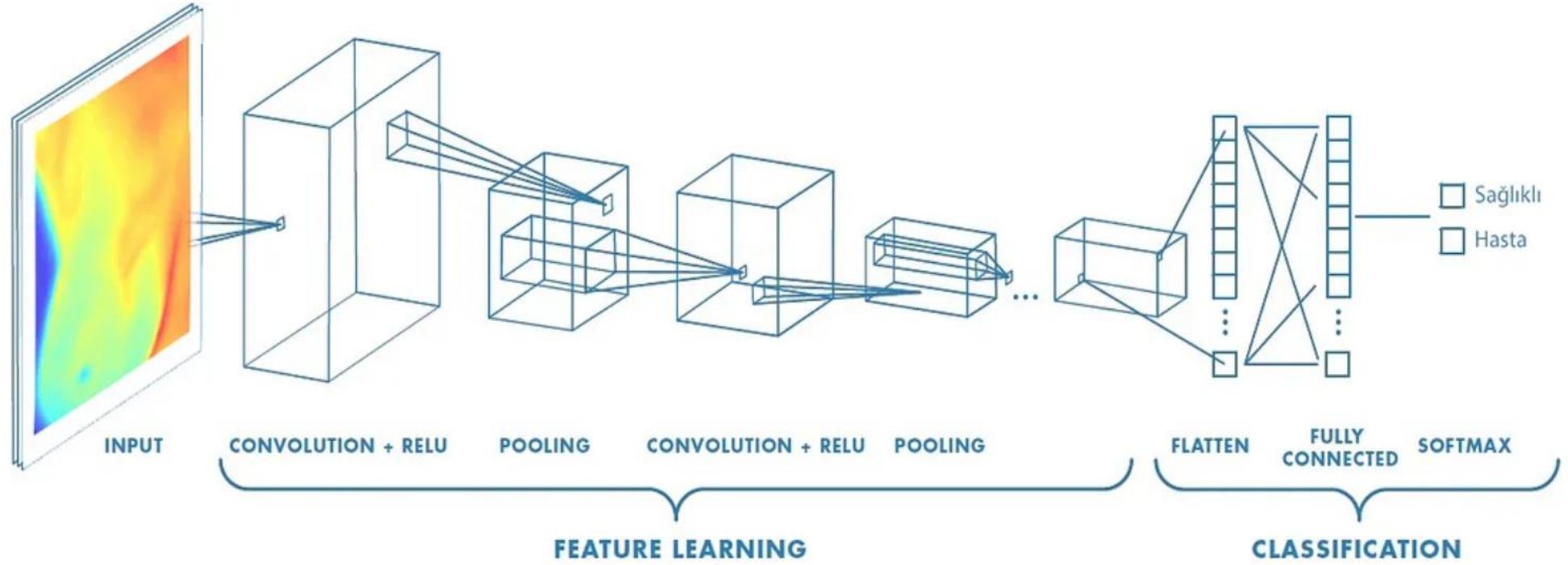
Tıbbi Görüntülemenin Önemi



Yapay Sinir Ağları ile Derin Öğrenme

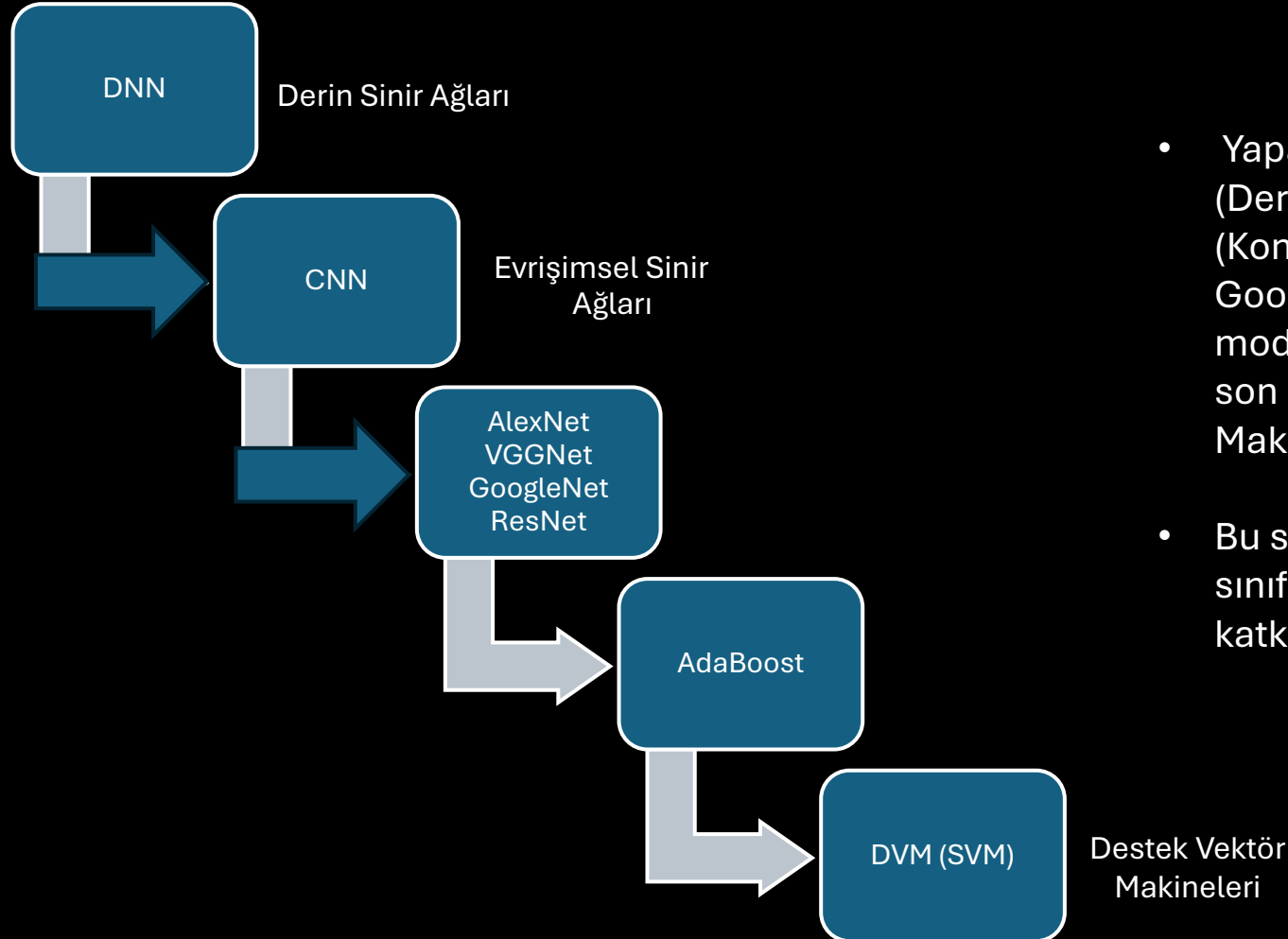


- Yapay sinir ağlarının evrimi DNN'den (Derin Sinir Ağları) başlayarak, CNN (Konvolüsyonel Sinir Ağları), ResNet ve GoogLeNet gibi daha gelişmiş modellerle devam edip, AdaBoost ve son olarak DVM (Destek Vektör Makineleri) ile sonlanmaktadır.
- Bu süreç, görüntü tanıma ve sınıflandırmada her bir yöntemin katkısını ve ilerlemesini vurgular.



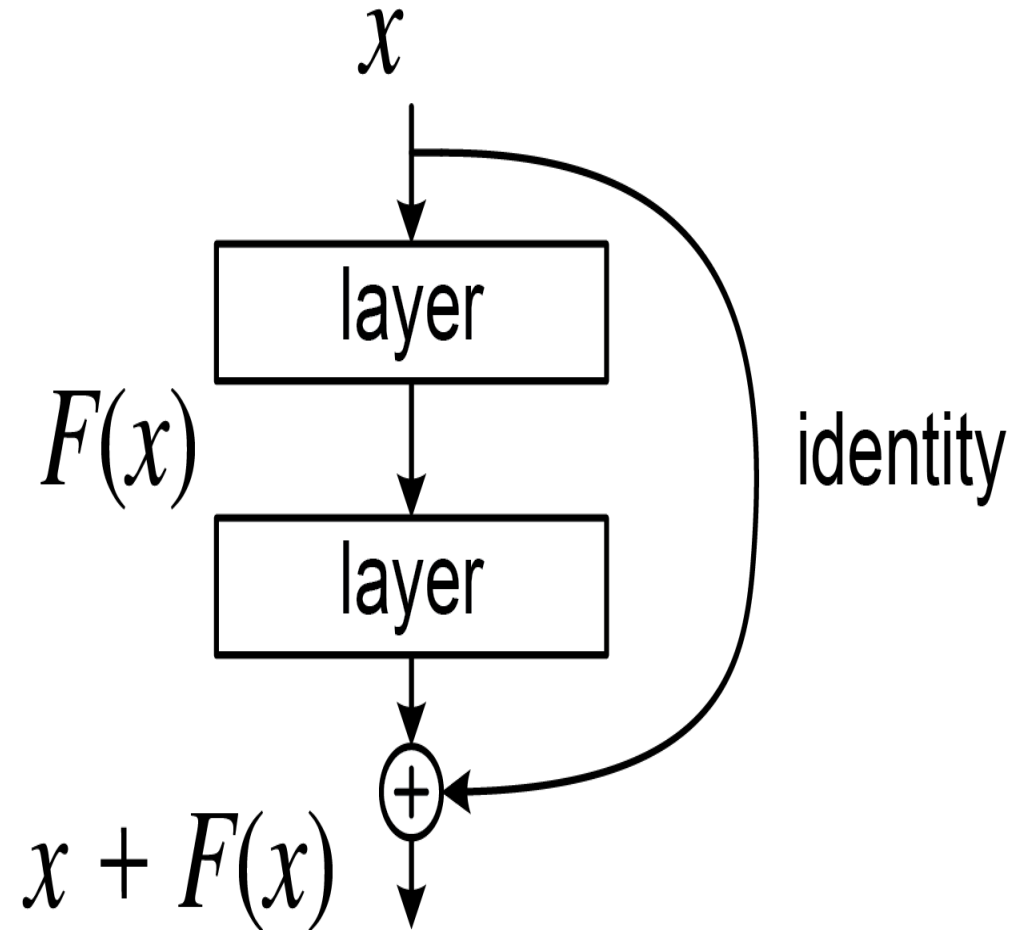
- Yukarıdaki görsel, derin öğrenme algoritmalarının işleyişini ve görüntü sınıflandırmada nasıl kullanıldığını gösteren bir diyagramdır. Görüntü analizinde yaygın olarak kullanılan Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) yapısını temsil eder.

Yapay Sinir Ağları ile Derin Öğrenme

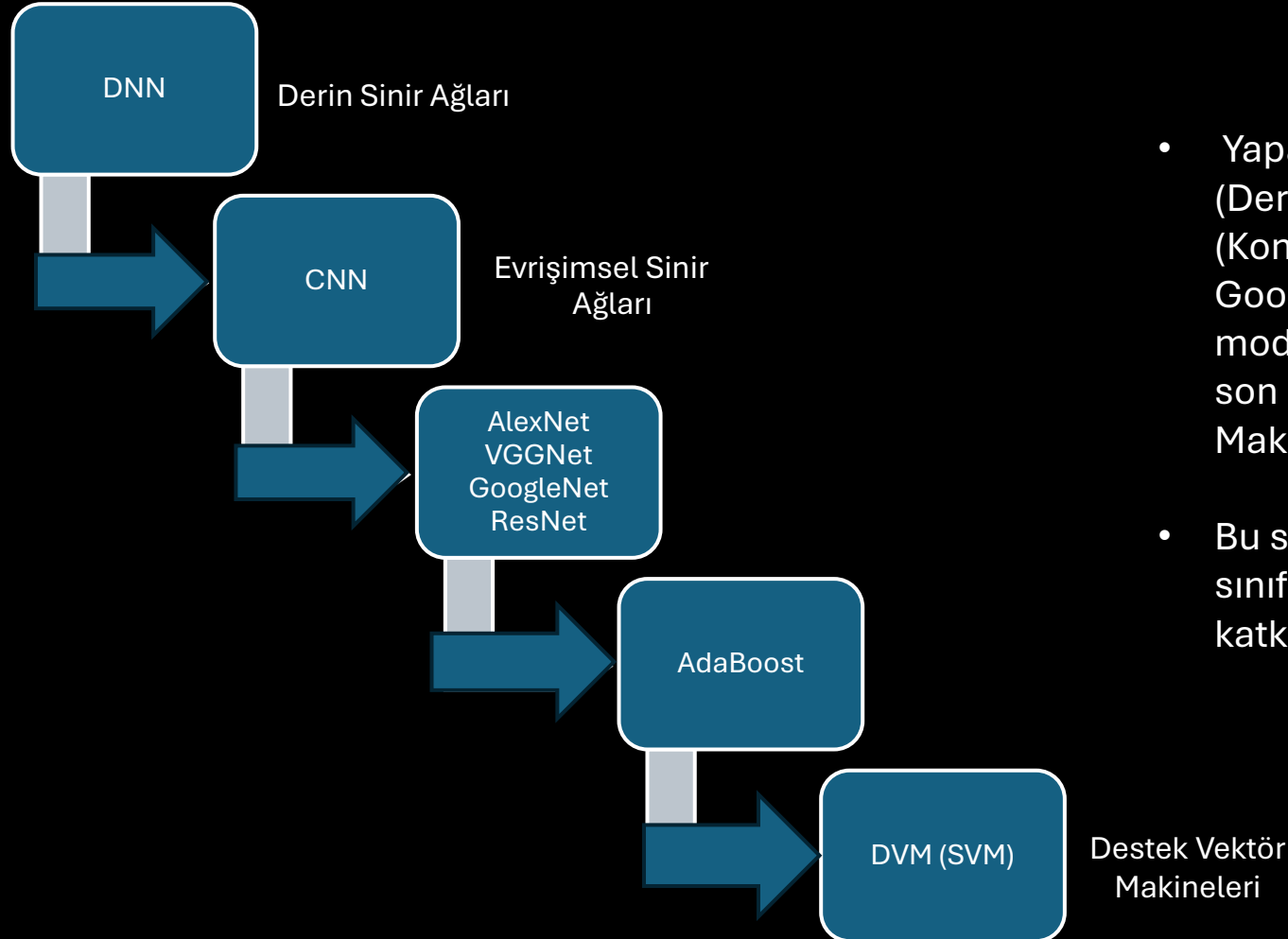


- Yapay sinir ağlarının evrimi DNN'den (Derin Sinir Ağları) başlayarak, CNN (Konvolüsyonel Sinir Ağları), ResNet ve GoogLeNet gibi daha gelişmiş modellerle devam edip, AdaBoost ve son olarak DVM (Destek Vektör Makineleri) ile sonlanmaktadır.
- Bu süreç, görüntü tanıma ve sınıflandırmada her bir yöntemin katkısını ve ilerlemesini vurgular.

- ResNet CNN'lerin en verimli modellerinden biridir.
- ResNet'in ana fikri; her katmanın tüm özellik uzayı dönüşümünü değil, yalnızca bir önceki katmanın artık düzeltmesini öğrenmesi gerektirir.

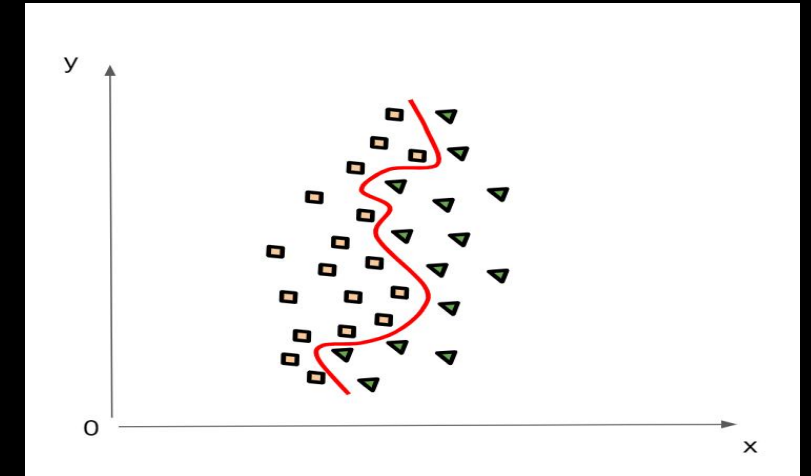
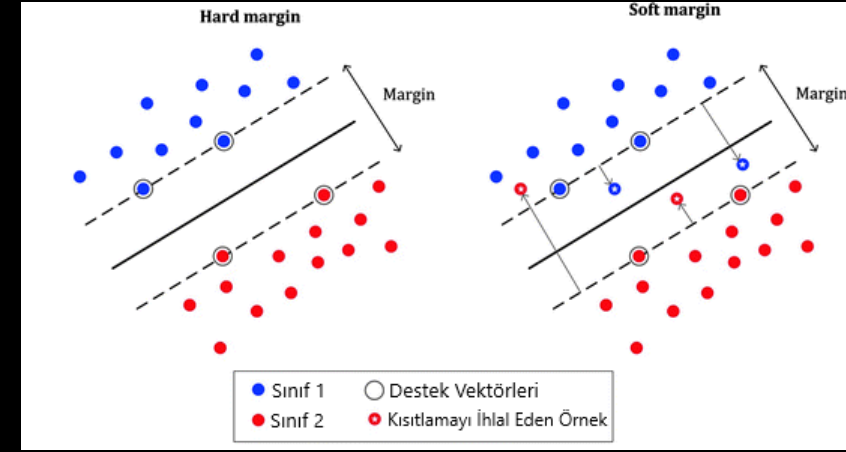


Yapay Sinir Ağları ile Derin Öğrenme

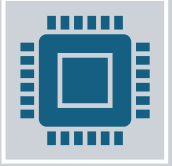


- Yapay sinir ağlarının evrimi DNN'den (Derin Sinir Ağları) başlayarak, CNN (Konvolüsyonel Sinir Ağları), ResNet ve GoogLeNet gibi daha gelişmiş modellerle devam edip, AdaBoost ve son olarak DVM (Destek Vektör Makineleri) ile sonlanmaktadır.
- Bu süreç, görüntü tanıma ve sınıflandırmada her bir yöntemin katkısını ve ilerlemesini vurgular.

- Çok fazla sayıda deęiřken ve küçük örneklem olması durumunda yeteri kadar güçlü bir sınıflandırıcıdır.
- Hem basit hem de oldukça karmařık sınıflandırma modellerini öğrenebilir.
- Doğrusal olmayan destek vektör makineleri sayesinde algoritmanın hesapladığı sınırın düz bir çizgi olması zorunlu deęildir.



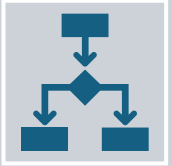
Veri Seti ve Yapılan Deney



Bu makalede tüm deneyler, Core i5 işlemci M520 ve 64 bit işletim sistemi ile donatılmış, 4 GB dahili çalışma belleğine sahip bir 'DELL Latitude E6410' model kişisel bilgisayarda yüklü, Windows 10 altında gerçekleştirilmiştir.



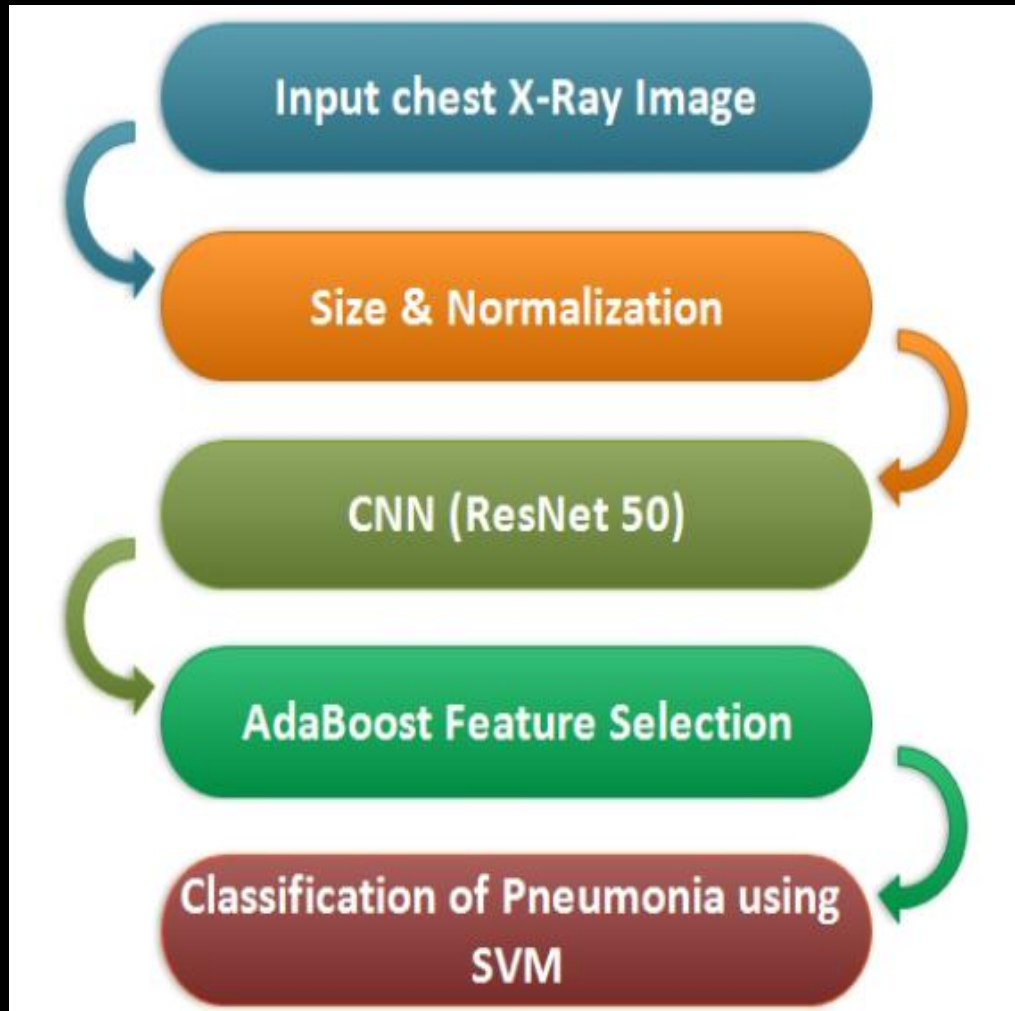
Kaggle üzerinden alınan veri kümesi JPEG formatında 5.863 röntgen görüntüsünden oluşmaktadır.



Görüntüler, Pnömoni ve Normal olmak üzere iki grupta kategorize edilmiştir.



AdaBoost algoritması bu makalede özellik seçimi olarak kullanılmıştır.



- Bu görsel, pnömoni teşhisi için röntgen görüntülerinin işlenmesi ve sınıflandırılmasında kullanılan bir makine öğrenme pipeline'ını göstermektedir.
- Yöntem, pnömoni teşhisinde daha yüksek doğruluk oranları elde etmek için iyi bir kombinasyon sunmaktadır.

CNN'ler ile Özellik Çıkarımı

Filtre Sayısı

Filtre
Boyutları

Adımlar

Dolgu
Seenekleri

$$Z = \max(0 ; y)$$

- Bu denklem basite bir sigmoid fonksiyon veya hiperbolik fonksiyon kullanıldığında ortaya ıkan kaybolan gradyan problemlerini sınırlayabilmektedir.

Deneydeki Hesaplamalar

- Veri kümeleri için görüntüler rastgele bir şekilde; %60 eğitim, %20 doğrulama ve %20 test aşaması için ayrılmıştır.
- Yanda görülen formüller sayesinde çeşitli performans ölçütleri hesaplanmıştır.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100$$

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \times 100$$

$$TNR = \frac{TN}{TN+FP} \times 100$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \times 100$$

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP} \times 100$$

$$FScore = 2 * \frac{PPV*TPR}{PPV+TPR} \times 100$$

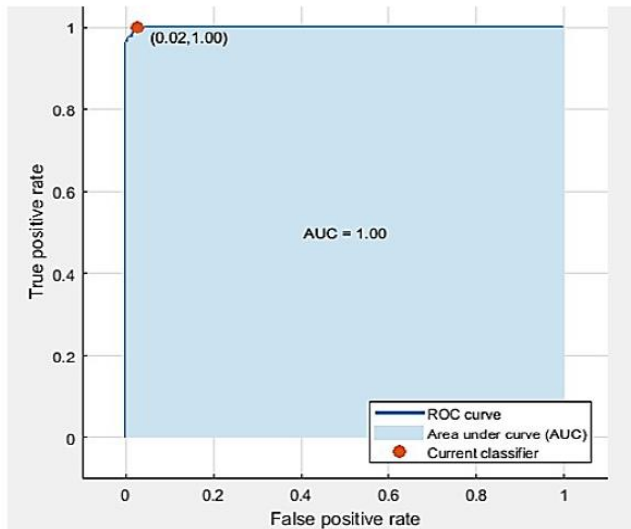
Elde Edilen Sonuçlar

TANLE III: FARKLI KULLANIMLAR İÇİN TPR, TNR, FPR VE PPV

SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Metodoloji	TPR	TNR	FPR	PPV
<i>AlexNet</i>	90.5473	97.8495	1.9900	97.8495
<i>GoogLeNet</i>	90.1615	91.4394	8.5606	91.5735
<i>Vgg19</i>	74.1294	75.12	0.2488	99.6656
<i>Resnet50 +PCA+SVM</i>	86.6431	89.03	9.0766	91.4243
<i>Resnet50 + (AdaBoost_SVM) (önerilen)</i>	96.4029	99.8	0	100

- Deneylerden elde edilen TPR, TNR,FPR,PPV oranları yanda görülen tabloda listelenmiştir.
- ROC eğrisine bakıldığında ise , eğri altında kalan alanın %100'e eşit olduğu görülmektedir.



Elde Edilen Sonuçlar

TABLO IV: DOĞRULUK , F_SCORE VE GEÇEN SÜRE İÇİN KULLANILAN

FARKLI SINIFLANDIRMA TEKNİKLERİ			
Metodoloji	Doğruluk	F-skoru	Geçen Z a m a n
<i>AlexNet</i>	94.2786	94.0568	176 dakika.
<i>GoogLeNet</i>	90.7905	90.8620	340 dakika.
<i>Vgg19</i>	86.9403	85.0214	14881.8 dakika.
<i>Resnet50 +PCA+SVM</i>	88.6652	88.9695	447.82 sn
<i>Resnet50 + (AdaBoost_SVM)</i> <i>(önerilen)</i>	98.1343	98.1685	208.13 saniye

- Deneyde elde edilen doğruluk, F skoru ve geçen süre sonuçları ise Tablo 4'te gösterilmektedir. Önerilen tekniğin doğruluğunun %98.13 olduğu sonucuna varılmıştır.

- Tablo 5'te ise pnömoni için önerilen teknik ile diğer tekniklerin karşılaştırılmasına yer verilmiştir

TABLO V: ÖNERİLEN TEKNİK VE DİĞER TEKNİKLERİN KARŞILAŞTIRILMASI
DİĞER ARAŞTIRMACI TEKNİKLERİ

öntem	Veri seti	Teknik	Doğruluk
[22]	5.863 göğüs röntgeni görüntüsü, Kaggle	CNN (ResNet34)	91%
[5]	5.856 göğüs röntgeni görüntüsü, retrospektif pediatrik hastalar, 1 ila 5 yaş arası.	CNN (Kendi algoritması)	95.31%
Önerilen Yöntem	Kaggle'dan 5.863 göğüs röntgeni görüntüsü	CNN (Resnet50 + Kuadratik)	98.13%



+



○

●



Sonuç olarak denebilir ki; bu çalışmadaki yaklaşım sayesinde, göğüs röntgeni alanında Pnömoni hastalıklarının etkili bir şekilde araştırılması ve pnömotoraks alanında potansiyel teşhisin doğruluğunun arttırılmasını beklemek yanlış olmayacaktır.

Kaynakça

- Eid, M. M., & Elawady, Y. H. (2021). Efficient pneumonia detection for chest radiography using ResNet-based SVM. *European Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 5(1), 1-8.
<https://doi.org/10.24018/ejece.2021.5.1.268>
- <https://radiopaedia.org/articles/pneumonia>
- <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia/data>