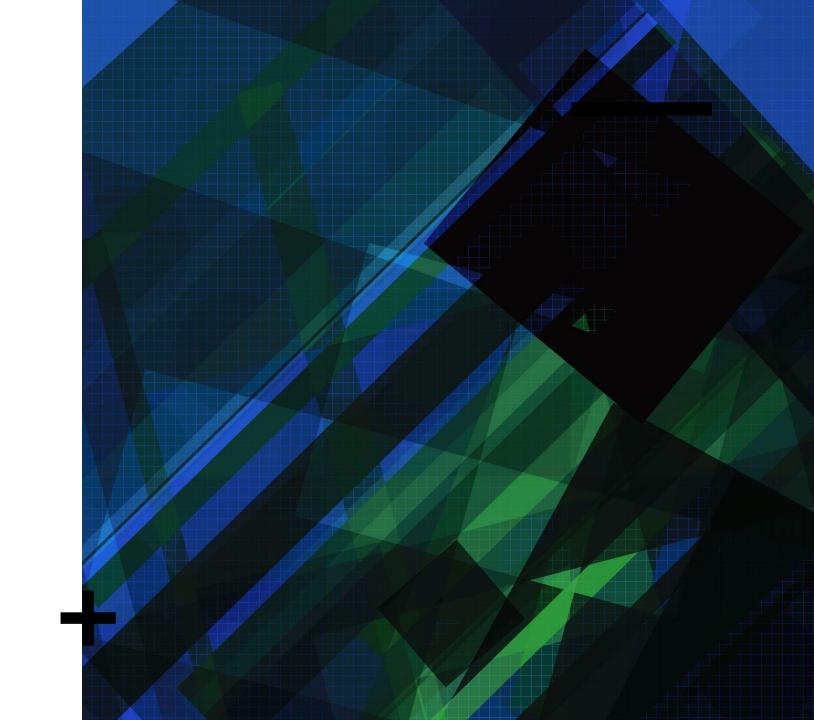
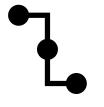
#### Derin Öğrenmede Yüz İfade Karakteristiği Tanımlama

Ceren Umay Özten 22833301009



### Yüz İfade Karakteristiği Tanımlamanın Bağlantısallığı



- Derin öğrenmenin bilgi kaynağına ait bağlantısallığı genellemesi yüz ifade karakteristiklerine yansıtılmaktadır.
- Yüz görüntülerinin ifadesel öznitelik çıkarımı, temel yüz ifade karakteristik duygu sınıflarına dağıtılmaktadır.
- Proje bağlantılı genelleme ile sınıflandırmayı konvolüsyonel derin sinir ağı mimari uzantılarında gerçekleştirmektedir.
- Konvolüsyonel katmanlar, ifadesel öznitelik verisini taban mimari eğitimi sırasında optimize ederek anlamlandırmaktadır.



### Projenin Makale Eklentileri

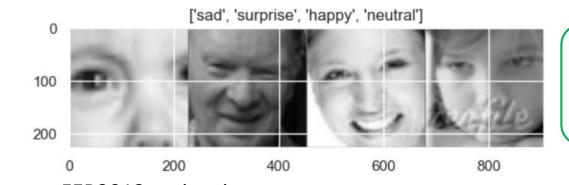


- AGT makalesinde teacher-student modelin ana transformer modeline katkısına ait paralel mantıkla transfer learning modellerinin bilgi akışı düşünülebilmektedir.
- Konvolüsyonel İlişki Network makalesinde yeterli görüntü verili duygusal sınıfların bilgi kapsamı daha az verili duygusal sınıflara aktarılmaktadır.
- Makalelerin SGD optimizasyonu projenin özgün fully-connected katmanlı transfer learning modellerine tanımlanmaktadır.
- Model odağının yanı sıra eğitim odağı ağır basılarak overfitting problemine karşı Dropout-Earlystopping yakınsaması eklenmektedir.
- Transfer Learning mimarileri, transformer ile konvolüsyonel ilişki networkündeki gibi konvolüsyon tabanlı bloklamalara sahiptir.



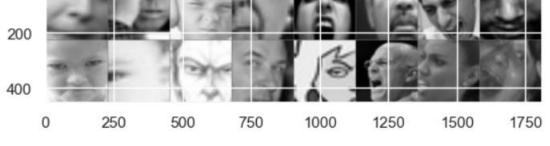
### Proje Taban Elemanları

FER2013 veri setine ait 28709 görüntü eğitim setine, 7178 görüntü doğrulama setine ayrılmaktadır. 7048 görüntülü FERPlus ile 7066 görüntülü Facial Expression test seti olarak kullanılmaktadır.



angry, disgust, fear, happy, neutral, sad, surprise duygu durumları FER2013, FERPlus ile Facial Expression setlerinde mevcuttur.





Facial Expression veri seti

### Projenin Taban Elemanları

Projede Kaggle GPU destekli notebook ortamında InceptionV3 ile VGG19, NVIDIA CUDA 11.7 torchvision GPU destekli ortamında DenseNet121 ile EfficientNetB0 konvolüsyonel derin sinir ağı eğitimi gerçekleştirilmiştir.

#### kaggle





InceptionV3, VGG19, DenseNet121 ve EfficientNetB0 mimari eğitimleri Stochastic Gradient Descent (SGD) optimizasyon algoritmasına sahiptir.

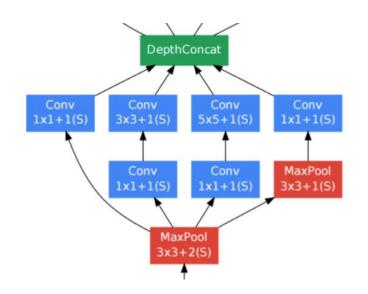
InceptionV3 ile VGG19 mimarileri categorical\_crossentropy, DenseNet121 ile EfficientNetB0 mimarileri cross\_entropy kaybıyla eğitimleri tamamlamıştır.

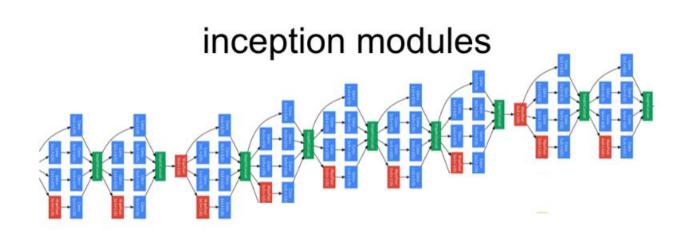
		Shape	Param #
vgg19 (Functional)	(None,	1, 1, 512)	20024384
flatten_2 (Flatten)	(None,	512)	0
dense_4 (Dense)	(None,	64)	32832
dropout_2 (Dropout)	(None,	64)	0
dense_5 (Dense)	(None,	7)	455

Backbone mimarileri InceptionV3 ile VGG19, özgün fully-connected-Dropout aksanına entegre edilmektedir.



- InceptionV3 mimarisinde, farklı filtre matris boyutlu konvolüsyonel katman yapıları aynı yatay
   yayılımlı seviyede kullanılmıştır.
- Konvolüsyon ile maxpooling katmanları nx1, 1xn, nx1 matris boyut parçalamalarıyla 42 katman boyunca paralel genişlemeye dahil edilmiştir.
  - (3x3) ile (1x1) konvolüsyon bottleneck parçalamaları mimarinin parametre yoğunluğunu düşürmüştür.
    - Yoğun bağlantılı konvolüsyonel modelin dönüşüm katmanı



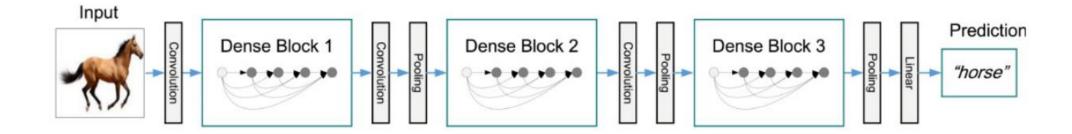




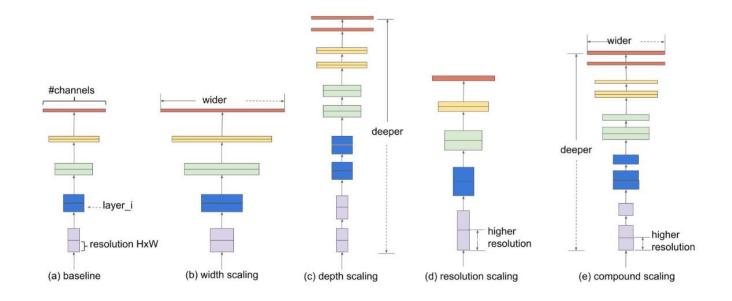
- VGG19 mimarisi (3x3) filtre matris boyutlu, 1 filtre adımlı üçlü konvolüsyon blokları ile ardı sıra
   (2x2) filtre matris boyutlu maxpooling katmanları yoğunluktadır.
  - Maxpooling katmanlarını takiben ReLU aktivasyon fonksiyonu ile lineer-olmayan veri örüntüleri öğrenilebilmektedir.
  - (5x5) ile (7x7) filtre matrisleri yerine (3x3) filtre matris boyutlarının kullanımı hesaplama maliyetini düşürerek derin mimaride başarılı doğruluk oranlarını yakalayabilmektedir.
    - Konvolüsyonel İlişki Network modeline ait birleşim modül konvolüsyon katmanları



- DenseNet121 mimarisinde, formal CNN bağlantıları basitleştirilerek her katmana ait konvolüsyonel bağlantının direkt diğer katmanlara bağlanması sağlanmıştır.
- Tüm DenseNet yapısı Dense bloklara parçalanarak Dense blokların ardı sıra (3x3) konvolüsyon yapılarının parametre yoğunluğu (1x1) bottleneck konvolüsyon katmanlarıyla bastırılmıştır.
  - Genel mimarisinin boyutsal parametre düşürümü gerçekleştirilmiştir.



- EfficientNetB0 mimarisinde parametre yoğunluğu model scaling özelliğine ait yatay-dikey-veri çözünürlüğü genişlemesi kombinasyonları ile etkin şekilde ayarlanmıştır.
- Diğer konvolüsyonel modellere kıyasla düşük parametre yoğunluğuna rağmen başarılı sonuçlar döndürebilmektedir.
  - 237 katmana rağmen katmanlar basit modüler yapılarıyla derin konvolüsyon,
     BatchNormalization, global average pooling, Dropout, Rescaling birleşmelerini tamamlamaktadır.





## VGG19 ile InceptionV3 FER2013 eğitim sonuçları

VGG19 ile InceptionV3 mimarileri, 70 epoch döngüsünde, FER2013 veri setinde Dropout artırımı-EarlyStopping regularizasyonu ile eğitilmiştir.

Dropout-EarlyStopping regularizasyonsuz versiyonuyla karşılaştırılmıştır.

Backbone Mimari	FER2013 Eğitim doğruluk oranı	FER2013 Doğrulama doğruluk oranı	FERPlus Test doğruluk oranı
VGG19 EarlyStopping	0.60	0.59	0.63
VGG19	0.79	0.64	0.59
InceptionV3 EarlyStopping	0.68	0.61	0.58
InceptionV3	0.84	0.65	0.58

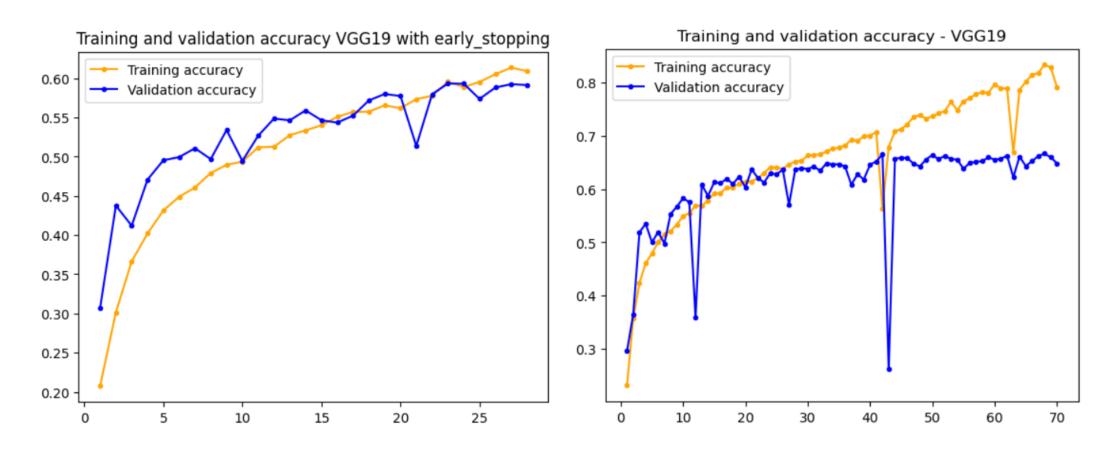
### EarlyStopping VGG19 ile InceptionV3 Facial Expression test sonuçları

Backbone Mimari	Facial Expression test doğruluk oranı
VGG19 EarlyStopping	0.64
InceptionV3 EarlyStopping	0.70

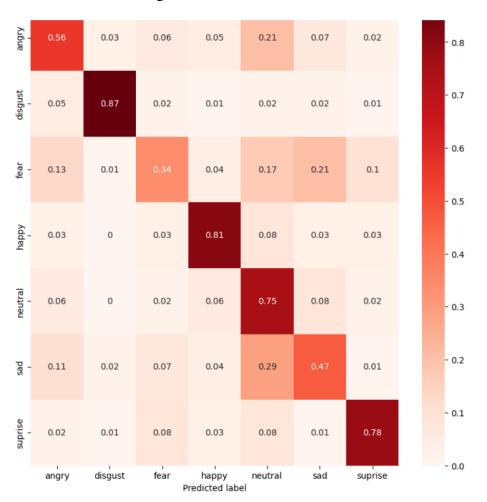
InceptionV3 mimarisinin EarlyStopping regularizasyonu Facial Expression veri setinde VGG19 mimarisinin EarlyStopping regularizasyonuna kıyasla daha başarılıdır.

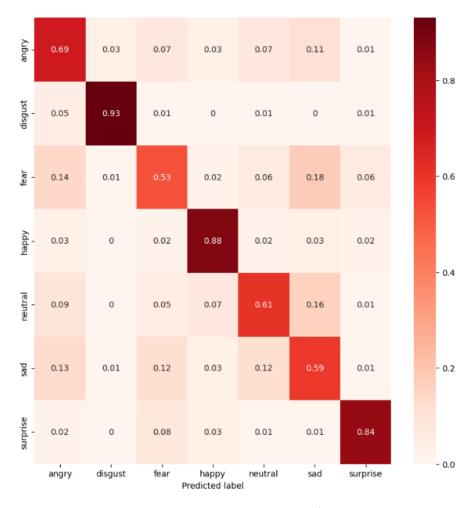


# EarlyStopping ile EarlyStopping \_\_\_ regularizasyonsuz grafik karşılaştırımı



### EarlyStopping VGG19 ile InceptionV3 konfüzyon matris karşılaştırması





VGG19 EarlyStopping (Facial Expression)

InceptionV3 EarlyStopping (Facial Expression)

# DenseNet121 ile EfficientNetB0 FER2013 eğitim sonuçları

DenseNet121 ile EfficientNetB0 mimarileri, 25 epoch ile FER2013 veri setinde öğrenme oranı regularizasyonu ile eğitilmiştir.

Backbone Mimarisi	FER2013 Eğitim doğruluk oranı	FER2013 Doğrulama doğruluk oranı	FERPlus Test doğruluk oranı
DenseNet121	0.61	0.66	0.49
EfficientNetB0	0.61	0.66	0.15



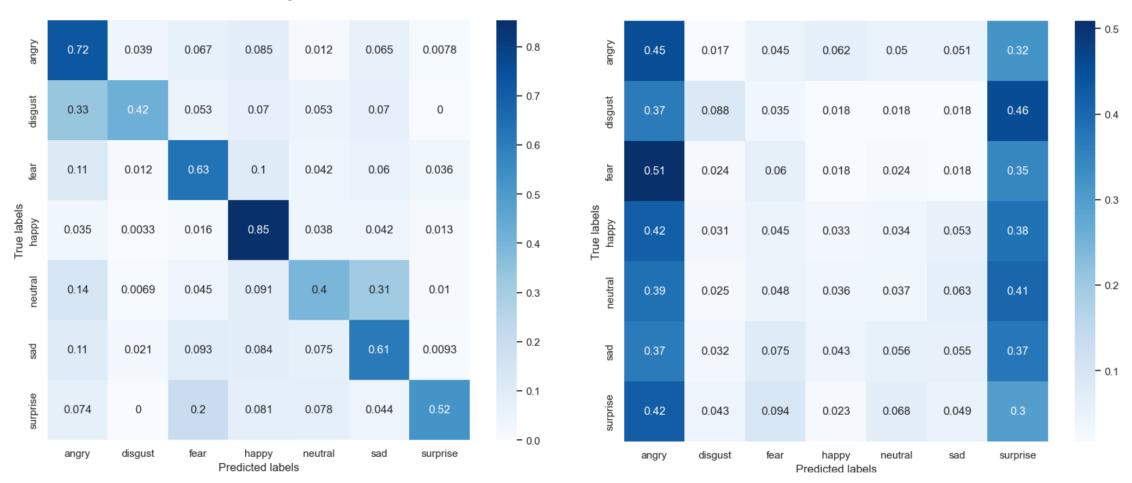
# DenseNet121 ile EfficientNetB0 Facial Expression test sonuçları

Backbone Mimari	Facial Expression test doğruluk oranı
DenseNet121	0.61
EfficientNetB0	0.16

DenseNet121 mimarisi EfficientNetB0 mimarisini Facial Expression test doğruluk oranında geçmektedir.



### DenseNet121 ile EfficientNetB0 konfüzyon matris karşılaştırması



DenseNet121 (FERPlus)

EfficientNetB0 (FERPlus)

### Makale Karşılaştırmaları



- Konvolüsyonel İlişki Network makalesine ait JS ayrımı ile DAP birleşiminin RAF-DB veri setindeki 56.25% doğruluk oranı, bu projenin Facial Expression veri setindeki EarlyStopping InceptionV3 doğruluk oranına göre düşüktür.
- Görü ve Geometri tabanlı transformer modelinin FERPlus duygusal konfüzyon matrisinde «fear» duygu durumu en zor seçilen olduğu gibi
- EarlyStopping VGG19 ile InceptionV3 duygusal konfüzyon matrisi «fear» duygu durumunda düşük doğruluk oranı sergilemektedir.
- Görü ve Geometri tabanlı transformer modelinin FERPlus test setindeki doğruluk oranı, projenin VGG19, InceptionV3, DenseNet121 ile EfficientNetB0 mimarilerinin FERPlus setindeki doğruluk oranlarından yüksektir.



### Tartışmalar



- «fear» gibi negatif duygu durumlarının doğruluk oranı «happy» gibi pozitif duygu durumlarına nazaran düşüktür.
- Projede «fear» duygu durumu özellikle VGG19 mimarisinde düşük performans göstermiştir.
- InceptionV3 mimarisi, EarlyStopping-Dropout bloğu ile eğitim ile doğrulama doğruluk oranları arasındaki açıklığı azaltmaktadır.
- Paralelinde VGG19 mimarisi, EarlyStopping-Dropout bloğunun etkisiyle
   FERPlus test setindeki doğruluk oranını artırmaktadır.
- Eğitim modellemesinin regularizasyonu performansı artırmıştır.



### Dinlediğiniz için teşekkür ederim ...

