

# 2020-2021 Görüntü İşleme Projesi

**Ad Soyad:** Rahmi Cemre Ünal

**Konu :** Konvolüsyonel Sinir Ağı Tasarımı Tabanlı Sınıflandırma ve Öğrenme Aktarımı Tabanlı Görüntü Erişimi Uygulaması

**Açıklama :** Bu ödevde CINIC-10 verisetin üzerinde konvolüsyonel ağ tasarımı yapılacaktır. Bunun yanı sıra daha önce Imagenet verisetinde eğitilmiş VGG-16 ve Resnet-50 modellerinin öğrenme aktarımı(transfer learning) ile ilgili CINIC-10 ile yeniden sınıflandırılması ve bu modelden elde edilen öznetelik vektörü (feature vector) ile bir resme en çok benzeyen 5 adet resmi bulan bir sistem tasarlanacak ve gerçekleştirilecektir.

## YÖNTEM

### Veri Okuma

CNN tabanlı bir model eğitimi için öncelikle verilerin uygun formata dönüştürülmesi gerekiyor. Bunun için keras kütüphanesinin ImageDataGenerator fonksiyonu kullanıldı. İçerisine verilen rescale parametresi ile alınacak görüntüdeki her pixel değerinin 255'e bölünerek normalize edilmesi sağlandı.

```
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
```

Verisetini okuyacak generator oluşturulduktan sonra uygun parametrelerle çalıştırıldı. İçerisine fotoğraf sınıflarının bulunduğu path, hedeflenen sınıfların tipi (class\_mode), alınacak fotoğrafların dönüştürüleceği boyut (target\_size), ve verinin karışık olarak okunması için gerekli bilgi (shuffle) girildi.

```
train_it = datagen.flow_from_directory('train/', class_mode='categorical',
target_size=(224, 224), shuffle=True)
```

Bu şekilde fotoğrafların pixel değerleri 255'e bölünmüş, karışık sırayla okunmuş ve boyutları (224,224)'e getirilmiş oldu.

Yukarıdaki kod parçası ile train için ayrılan veriler okundu. Aynı şekilde validation ve test için ayrılmış veriler de okundu.

## Sıfırdan Model Oluşturma ve Eğitim ve Test etme

Model oluşturma ve eğitim işlemleri için keras kütüphanesi kullanıldı. Ödev dökümanındaki tabloda istenilen bir kombinasyon için örnek kod: (2 Katman - Her katman için 32 filtre - 5x5 filtre boyutlu - GlorotNormal - ReLu Aktivasyon - 0.2 Dropout Oranı - Adam Optimizasyon Algoritması)

\*10 sınıflı bir tahmin yapılmak istendiği için modelin sonuna Fully connected Layer (Dense) eklendi.

```
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, Flatten, Dense, Dropout

model = Sequential()

model.add(Conv2D(32, (5, 5), activation='relu', kernel_initializer='glorot_normal', input_shape=(224, 224, 3)))

model.add(Dropout(0.2))

model.add(Conv2D(32, (5, 5), activation='relu', kernel_initializer='glorot_normal'))

model.add(Dropout(0.2))

model.add(Flatten())

model.add(Dense(10, activation='softmax', kernel_initializer='glorot_normal'))

model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

Modelin özeti:

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 220, 220, 32)	2432
dropout (Dropout)	(None, 220, 220, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 216, 216, 32)	25632
dropout_1 (Dropout)	(None, 216, 216, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 1492992)	0
dense (Dense)	(None, 10)	14929930
Total params: 14,957,994		
Trainable params: 14,957,994		
Non-trainable params: 0		

Model oluşturulduktan sonra model.fit fonksiyonuyla eğitim başlatıldı.

```
model.fit(  
    train_it  
    , epochs=10  
    , validation_data=val_it  
    , batch_size=32  
)
```

Test işlemi için model.evaluate fonksiyonu kullanıldı.

```
results = model.evaluate(test_it, verbose=1)
```

Test işlemi için örnek çıktı: loss: 2.0308 - accuracy: 0.2933

Confusion Matrix için sklearn kütüphanesi kullanıldı.

Öncelikle gerçek etiketler ve tahmin edilen etiketler elde edildi.

```
probabilities = model.predict(test_it)  
predicted_labels = [x.argmax() for x in probabilities]  
y_true = test_it.classes
```

Daha sonrasında confusion matrix üretildi.

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix  
mat = confusion_matrix(y_true, predicted_labels)
```

## UYGULAMA

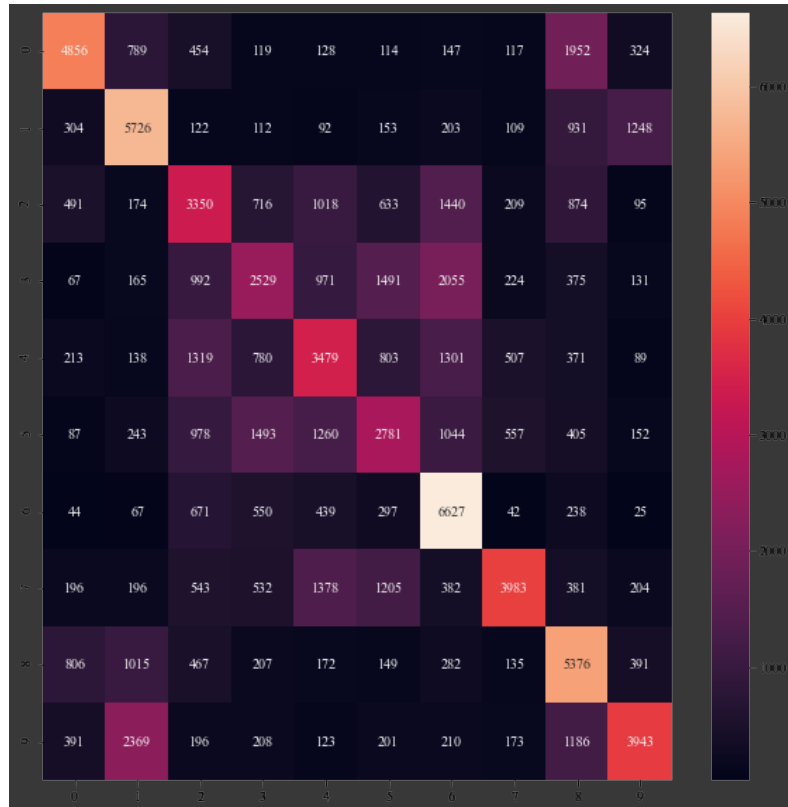
### İSTENİLEN KOMBİNASYONLAR

- 2 Katman Her katman için 32 filtre 3x3 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.2 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

loss: 1.4918 - accuracy: 0.4739

```
[[4856 789 454 119 128 114 147 117 1952 324]
 [ 304 5726 122 112 92 153 203 109 931 1248]
 [ 491 174 3350 716 1018 633 1440 209 874 95]
 [ 67 165 992 2529 971 1491 2055 224 375 131]
 [ 213 138 1319 780 3479 803 1301 507 371 89]
 [ 87 243 978 1493 1260 2781 1044 557 405 152]
 [ 44 67 671 550 439 297 6627 42 238 25]
 [ 196 196 543 532 1378 1205 382 3983 381 204]
 [ 806 1015 467 207 172 149 282 135 5376 391]
 [ 391 2369 196 208 123 201 210 173 1186 3943]]
```

airplane. acc: 53.96% (ship ile karıştırılmış(1952 airplane, ship olarak tahmin edilmiş))  
automobile. acc: 63.62% (truck ile karıştırılmış)  
bird. acc: 37.22% (frog ile karıştırılmış)  
cat. acc: 28.10% (frog ile karıştırılmış)  
deer. acc: 38.66% (bird ve frog ile karıştırılmış)  
dog. acc: 30.90% (cat ile karıştırılmış)  
frog. acc: 73.63% (bird ile karıştırılmış)  
horse. acc: 44.26% (deer ile karıştırılmış)  
ship. acc: 59.73% (automobile ile karıştırılmış)  
truck. acc: 43.81% (automobile ile karıştırılmış)



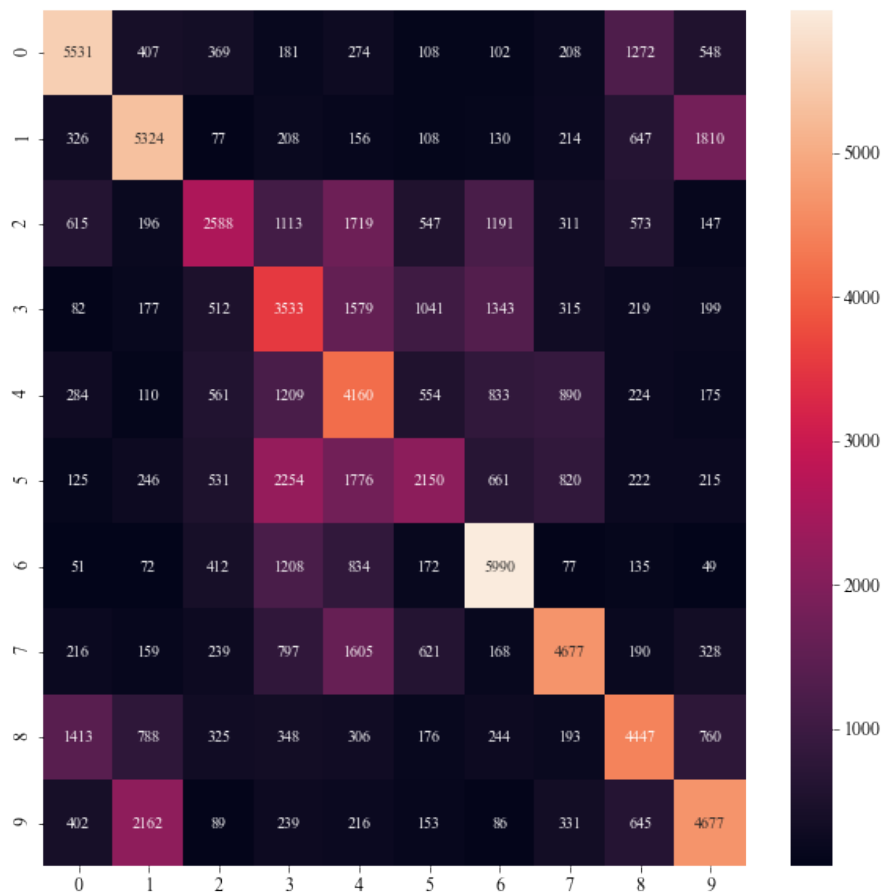
2) 2 Katman Her katman için 32 filtre 5x5 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.2 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

```
loss: 1.4716 - accuracy: 0.4786
```

```
[[5531  407  369  181  274  108  102  208 1272  548]
 [ 326 5324   77  208  156  108  130  214  647 1810]
 [ 615  196 2588 1113 1719  547 1191  311  573  147]
 [  82  177  512 3533 1579 1041 1343  315  219  199]
 [ 284  110  561 1209 4160  554  833  890  224  175]
 [ 125  246  531 2254 1776 2150  661  820  222  215]
 [  51   72  412 1208  834  172 5990   77  135   49]
 [ 216  159  239  797 1605  621  168 4677  190  328]
[1413  788  325  348  306  176  244  193 4447  760]
 [ 402 2162   89  239  216  153   86  331  645 4677]]
```

```
airplane. acc: 61.46%
automobile. acc: 59.16%
bird. acc: 28.76%
cat. acc: 39.26%
deer. acc: 46.22%
dog. acc: 23.89%
frog. acc: 66.56%
horse. acc: 51.97%
ship. acc: 49.41%
truck. acc: 51.97%
```

Bir önceki modele göre filtre boyutunun (3,3) den (5,5) e değişimi genel başarıyı etkilememiştir.



3) 2 Katman Her katman için 32 filtre 3x3 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.7 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

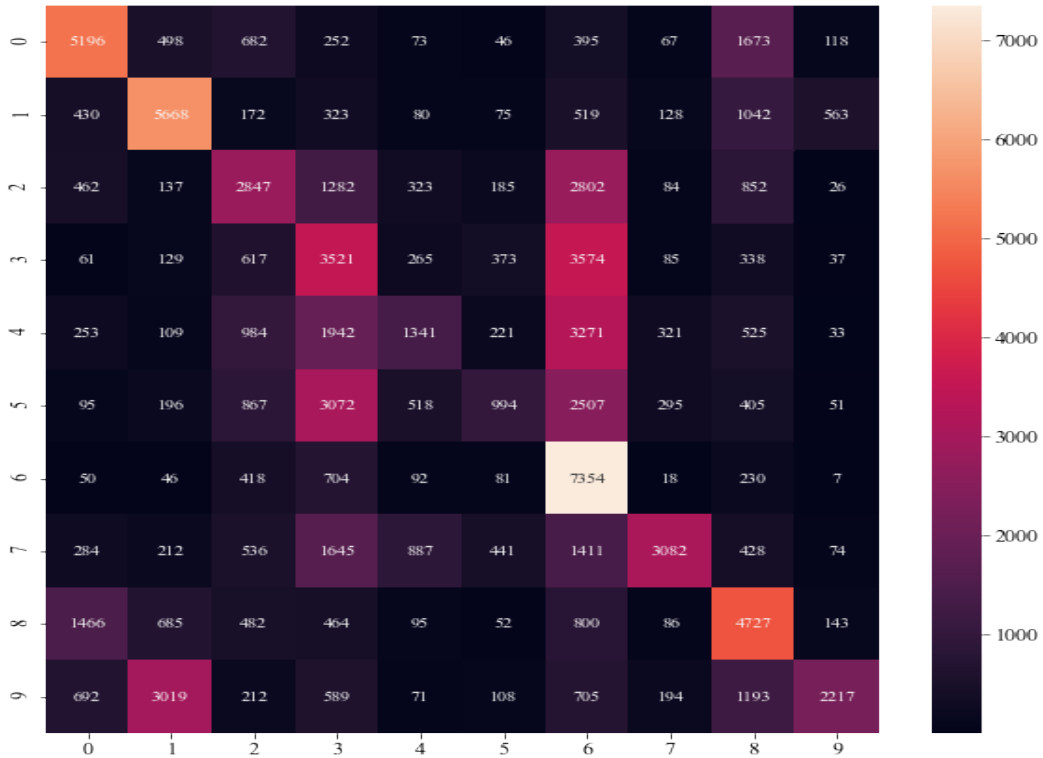
Loss: 1.6329201459884644, Accuracy: 0.4105222225189209]

```
[[5196 498 682 252 73 46 395 67 1673 118]
 [ 430 5668 172 323 80 75 519 128 1042 563]
 [ 462 137 2847 1282 323 185 2802 84 852 26]
 [ 61 129 617 3521 265 373 3574 85 338 37]
 [ 253 109 984 1942 1341 221 3271 321 525 33]
 [ 95 196 867 3072 518 994 2507 295 405 51]
 [ 50 46 418 704 92 81 7354 18 230 7]
 [ 284 212 536 1645 887 441 1411 3082 428 74]
 [1466 685 482 464 95 52 800 86 4727 143]
 [ 692 3019 212 589 71 108 705 194 1193 2217]]
```

```
airplane. acc: 57.73%
automobile. acc: 62.98%
bird. acc: 31.63%
cat. acc: 39.12%
deer. acc: 14.90%
dog. acc: 11.04%
frog. acc: 81.71%
horse. acc: 34.24%
ship. acc: 52.52%
truck. acc: 24.63%
```

1. Modele göre Drop Out oranının 0.2 den 0.7 ye çıkarılması başarının düşmesine yol açmıştır.

Burdan çıkarılabilecek sonuç, Drop out çok yüksekken öğrenilen bilgilerin çoğu unutulduğu için doğru bir eğitim sürecinin sağlanamadığıdır. Özellikle Deer ve Dog sınıflarının başarısı ciddi oranda düşmüştür. Frog sınıfının başarısı artmış ve 81% gibi yüksek bir oran ölçülmüştür fakat bunun sebebi, modelimizin çoğu tahminine frog demesidir. Diğer sınıflarda yanlış tahmin edilen örneklerin ciddi bir kısmı frog olarak tahmin edildiği için bu sonuç elde edilmiştir.



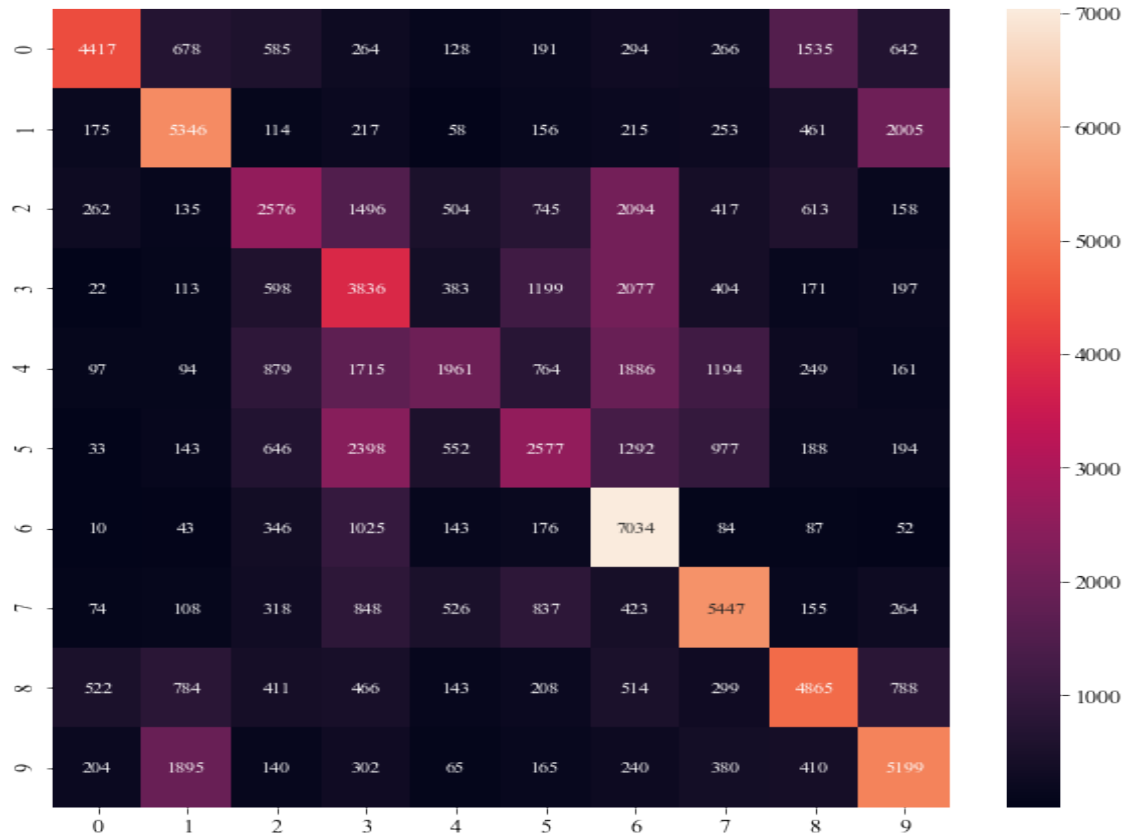
- 4) Katman Her katman için 32 filtre 3x3 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.2 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

```
loss: 1.4804 - accuracy: 0.4806
```

```
[[4417  678  585  264  128  191  294  266 1535  642]
 [ 175 5346  114  217   58  156  215  253  461 2005]
 [ 262  135 2576 1496  504  745 2094  417  613  158]
 [  22  113  598 3836  383 1199 2077  404  171  197]
 [  97   94  879 1715 1961  764 1886 1194  249  161]
 [  33  143  646 2398  552 2577 1292  977  188  194]
 [  10   43  346 1025  143  176 7034   84   87   52]
 [  74  108  318  848  526  837  423 5447  155  264]
 [ 522  784  411  466  143  208  514  299 4865  788]
 [ 204 1895  140  302   65  165  240  380  410 5199]]
```

```
airplane. acc: 49.08%
automobile. acc: 59.40%
bird. acc: 28.62%
cat. acc: 42.62%
deer. acc: 21.79%
dog. acc: 28.63%
frog. acc: 78.16%
horse. acc: 60.52%
ship. acc: 54.06%
truck. acc: 57.77%
```

Bu modelin 1. Modele göre tek farkı konvolüsyon katman sayısının 2'den 3'e çıkartılmış olmasıdır. Başarıda ufak bir artış gözlense de birbirine çok yakın sonuçlar elde edilmiştir. İlk model gibi frog sınıfının başarıları yüksek çıkmıştır fakat yanlış yapılan tahminlerin de içeriğinde fazla sayıda frog geçmiştir.



5) 3 Katman Her katman için 32 filtre 5x5 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.2 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

```
loss: 2.0308 - accuracy: 0.2933
```

```
[[3099 924 1159 115 311 91 473 497 1472 859]
 [ 324 3818 156 267 289 75 767 414 477 2413]
 [ 388 730 1180 881 1056 982 2302 614 568 299]
 [ 94 401 489 1290 1197 927 3364 682 278 278]
 [ 319 271 440 843 1374 1402 2657 1291 201 202]
 [ 133 623 613 1118 1265 1005 2706 879 285 373]
 [ 37 213 201 857 880 807 5483 287 141 94]
 [ 256 496 220 698 1422 602 1608 3072 156 470]
 [1140 839 863 288 366 179 946 477 2912 990]
 [ 522 2311 135 265 414 90 748 740 609 3166]]
```

```
airplane. acc: 34.43%
```

```
automobile. acc: 42.42%
```

```
bird. acc: 13.11%
```

```
cat. acc: 14.33%
```

```
deer. acc: 15.27%
```

```
dog. acc: 11.17%
```

```
frog. acc: 60.92%
```

```
horse. acc: 34.13%
```

```
ship. acc: 32.36%
```

```
truck. acc: 35.18%
```

En kötü sonuç veren bu model olmuştur. Bu derece bir başarıda düşüşün nedeninin (3x3) filtre boyutundan (5x5)'e geçilmesi olduğu gözlemlenmiştir. Automobile sınıfı çok yüksek oranla Truck sınıfı ile karıştırılmıştır. Model özellikle Bird, Cat, Deer, Dog sınıflarını öğrenememiştir. Ağırlıklı olarak Frog olarak tahmin vermeye yönelmiştir. Modellerin geneline baktığımızda Frog sınıfına ekstra bir yönelme mevcuttur.





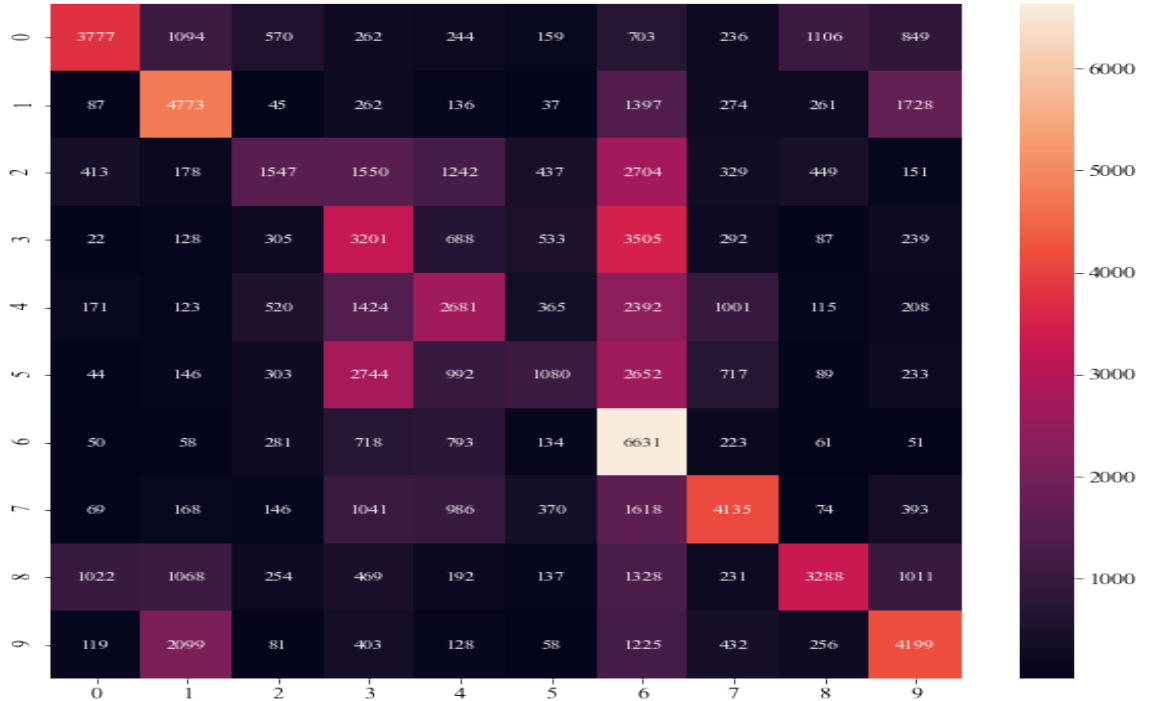
6) 3 Katman Her katman için 32 filtre 3x3 filtre boyutlu GlorotNormal (xavier\_normal\_) ReLu Aktivasyon 0.7 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

```
loss: 1.7044 - accuracy: 0.3924
```

```
[[3777 1094 570 262 244 159 703 236 1106 849]
 [ 87 4773 45 262 136 37 1397 274 261 1728]
 [ 413 178 1547 1550 1242 437 2704 329 449 151]
 [ 22 128 305 3201 688 533 3505 292 87 239]
 [ 171 123 520 1424 2681 365 2392 1001 115 208]
 [ 44 146 303 2744 992 1080 2652 717 89 233]
 [ 50 58 281 718 793 134 6631 223 61 51]
 [ 69 168 146 1041 986 370 1618 4135 74 393]
 [1022 1068 254 469 192 137 1328 231 3288 1011]
 [ 119 2099 81 403 128 58 1225 432 256 4199]]
```

```
airplane. acc: 41.97%
automobile. acc: 53.03%
bird. acc: 17.19%
cat. acc: 35.57%
deer. acc: 29.79%
dog. acc: 12.00%
frog. acc: 73.68%
horse. acc: 45.94%
ship. acc: 36.53%
truck. acc: 46.66%
```

4. model ile kıyasladığımızda sadece drop out oranının 0.2 den 0.7 ye çıkartıldığı ve başarının düştüğü gözlemlenmiştir. Bunun sebebinin daha öncede belirtildiği gibi drop out oranının yüksek olmasının, modelin gereğinden fazla bilgiyi unutması ve eğitim sürecinin sekteye uğraması olduğu düşünülmüştür. Ayrıca modellerin tekli sınıf başarıları incelendiğinde Dog sınıfının her modelde düşük olduğu görülmüştür. Bunun sebebi, yeterli kalitede Dog sınıfına ait veri olmaması olabilir.



## Ödev Güncellenmeden Önce Denenen Kombinasyonlar

Ödev güncellemesinden sonraki 6 kombinasyon ve sonuçları yukarıda paylaşılmıştır. Aşağıdaki tabloda, ödev güncellenmeden önce denenen 12 kombinasyon belirtildiği sıralarıyla gösterilmiştir.

Paylaşılan sonuçların formatları:

İlk satır: [Loss, Accuracy]

Diğer kısımlar:

Confusion Matrix(rows= True Labels, columns = Predicted Labels)

10 sınıfa ait başarı oranları

Confusion Matrix görseli

### DENENEN KOMBİNASYONLAR

Katman Sayısı	Katman Filtre Sayısı	Filtre Boyutu	Optimizer	Initializer	Activation
1 conv	32	(3,3)	SGD	'he_uniform'	Relu
2 conv	32	(3,3)	SGD	'he_uniform'	Relu
3 conv	32	(3,3)	SGD	'he_uniform'	Relu
3 conv	16	(3,3)	SGD	'he_uniform'	Relu
3 conv	32	(5,5)	SGD	'he_uniform'	Relu
3 conv	64	(5,5)	SGD	'he_uniform'	Relu
3 conv	64	(5,5)	SGD	'glorot_normal'	Relu
3 conv	32	(3,3)	Adam	'he_uniform'	Relu
2 conv	32	(3,3)	Adam	'he_uniform'	Sigmoid
2 conv	32	(3,3)	Adam	'he_uniform'	Relu
2 conv	32	(3,3)	RMSProp	'he_uniform'	Relu
6 conv	32	(3,3)	SGD	'he_uniform'	Relu

1 conv 32 (3,3) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.6839308738708496, 0.37255555391311646]

```
[[425 130 107  3  8  7  4 33 145 38]
 [ 32 674 12 17  0 10 13 51 51 40]
 [129 103 169 73 11 128 44 67 163 13]
 [  5 125 24 228  8 262 119 82 40  7]
 [ 31  88 36 104 29 231 82 256 33 10]
 [ 15  73 56 144  6 350 105 92 54  5]
 [  3 105 38 75  3 241 328 61 31 15]
 [ 28 134  7 48  5 99 22 519 35  3]
 [143 106 86  9  7 15  5 22 462 45]
 [ 45 535  4 10  5  8  5 30 89 169]]
```

airplane. acc: 47.22%

automobile. acc: 74.89%

bird. acc: 18.78%

cat. acc: 25.33%

deer. acc: 3.22%

dog. acc: 38.89%

frog. acc: 36.44%

horse. acc: 57.67%

ship. acc: 51.33%

truck. acc: 18.78%

2 conv 32 (3,3) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.537338376045227, 0.441222220659256]

```
[[603 37 42 1 8 16 9 16 116 52]
 [ 51 503 9 9 10 26 18 56 54 164]
 [215 36 138 26 51 200 56 38 122 18]
 [ 7 28 13 195 65 381 130 31 28 22]
 [ 33 30 17 63 181 303 81 145 31 16]
 [ 17 6 38 77 50 512 105 41 40 14]
 [ 12 34 12 80 23 286 373 20 38 22]
 [ 19 51 4 49 65 148 21 506 19 18]
 [161 61 21 11 11 21 7 32 514 61]
 [ 61 235 6 16 9 12 14 25 76 446]]
```

airplane. acc: 67.00%

automobile. acc: 55.89%

bird. acc: 15.33%

cat. acc: 21.67%

deer. acc: 20.11%

dog. acc: 56.89%

frog. acc: 41.44%

horse. acc: 56.22%

ship. acc: 57.11%

truck. acc: 49.56%



3 conv 32 (3,3) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.6194067001342773, 0.4091111123561859]

```
[[316 85 61 4 6 1 10 15 389 13]
 [ 16 674 5 9 6 2 23 38 114 13]
 [ 25 56 148 69 90 30 70 48 361 3]
 [ 0 62 11 324 149 55 155 94 48 2]
 [ 5 53 14 183 215 37 104 235 50 4]
 [ 6 28 34 265 141 92 138 102 90 4]
 [ 1 53 18 128 70 37 451 50 91 1]
 [ 8 59 5 76 69 21 29 574 53 6]
 [ 24 79 9 12 6 5 11 21 725 8]
 [ 15 496 3 12 8 0 11 13 179 163]]
```

airplane. acc: 35.11%

automobile. acc: 74.89%

bird. acc: 16.44%

cat. acc: 36.00%

deer. acc: 23.89%

dog. acc: 10.22%

frog. acc: 50.11%

horse. acc: 63.78%

ship. acc: 80.56%

truck. acc: 18.11%



3 conv 16 (3,3) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.610318660736084, 0.3973333239555359]

```
[[515 34 218 9 8 17 11 17 14 57]
 [ 48 446 39 18 10 35 30 55 16 203]
 [ 86 26 461 39 27 141 41 43 17 19]
 [ 11 31 72 140 96 294 150 75 3 28]
 [ 29 27 76 72 150 265 109 144 3 25]
 [ 25 27 128 60 55 390 132 70 1 12]
 [ 14 22 61 37 44 290 383 32 6 11]
 [ 23 45 46 36 76 125 27 467 6 49]
 [258 55 295 10 11 26 9 20 135 81]
 [ 62 214 23 13 13 24 16 30 16 489]]
```

airplane. acc: 57.22%

automobile. acc: 49.56%

bird. acc: 51.22%

cat. acc: 15.56%

deer. acc: 16.67%

dog. acc: 43.33%

frog. acc: 42.56%

horse. acc: 51.89%

ship. acc: 15.00%

truck. acc: 54.33%



3 conv 32 (5,5) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.908301830291748, 0.308555543422699]

[	610	50	76	9	0	0	2	17	87	49]
[	137	498	33	32	0	0	4	25	44	127]
[	257	116	263	58	2	1	56	26	86	35]
[	25	182	176	217	3	0	171	59	27	40]
[	84	141	192	141	3	0	141	126	26	46]
[	70	103	196	164	3	0	218	72	37	37]
[	61	161	135	177	3	1	242	57	37	26]
[	104	149	94	66	6	0	72	325	11	73]
[	339	81	68	14	0	0	1	6	303	88]
[	130	300	28	21	2	0	5	6	92	316]]

airplane. acc: 67.78%

automobile. acc: 55.33%

bird. acc: 29.22%

cat. acc: 24.11%

deer. acc: 0.33%

dog. acc: 0.00%

frog. acc: 26.89%

horse. acc: 36.11%

ship. acc: 33.67%

truck. acc: 35.11%

3 conv 64 (5,5) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.6997907161712646, 0.354111110520362854]

```
[[522  2  47  4  10  0  9  74 181  51]
 [ 47 16 11 11  8  0 36 188  66 517]
 [151  2 118 51 51  6 150 159 179  33]
 [  6  1  22 82 34  5 447 243  22  38]
 [ 14  0  30 40 67  1 273 423  23  29]
 [  5  1  57 73 57  7 412 231  40  17]
 [  8  1  23 42 30  3 564 166  29  34]
 [ 14  1  5  6 15  1  98 719  13  28]
 [138  1  40 15  7  2  16  98 485  98]
 [ 58  2  10 15  9  0  22 108  69 607]]
```

airplane. acc: 58.00%

automobile. acc: 1.78%

bird. acc: 13.11%

cat. acc: 9.11%

deer. acc: 7.44%

dog. acc: 0.78%

frog. acc: 62.67%

horse. acc: 79.89%

ship. acc: 53.89%

truck. acc: 67.44%





3 conv 64 (5,5) SGD 'glorot\_normal' Relu

[1.981859803199768, 0.2607777714729309]

```
[[354 10 85 17 10 4 31 105 139 145]
 [ 19 133 60 71 19 38 171 234 44 111]
 [172 13 159 72 24 11 270 87 73 19]
 [ 8 4 21 92 22 10 633 106 3 1]
 [ 15 3 22 58 22 2 564 189 13 12]
 [ 32 14 50 68 26 9 599 85 8 9]
 [ 8 8 16 37 28 7 709 79 4 4]
 [ 8 4 6 45 19 3 403 394 11 7]
 [177 12 130 46 32 7 39 141 235 81]
 [ 17 88 52 52 19 21 76 263 72 240]]
```

airplane. acc: 39.33%

automobile. acc: 14.78%

bird. acc: 17.67%

cat. acc: 10.22%

deer. acc: 2.44%

dog. acc: 1.00%

frog. acc: 78.78%

horse. acc: 43.78%

ship. acc: 26.11%

truck. acc: 26.67%



3 conv 32 (3,3) Adam 'he\_uniform' Relu  
[4.423496723175049, 0.3422222137451172]

```
[[264 35 22 4 13 5 11 9 55 32]
 [ 24 181 16 8 11 8 32 27 44 99]
 [ 28 15 118 35 49 37 47 54 45 22]
 [ 7 19 42 77 45 71 82 70 15 22]
 [ 12 12 48 47 105 27 66 92 24 17]
 [ 10 16 55 51 52 105 63 60 21 17]
 [ 17 30 25 57 32 43 155 44 17 30]
 [ 6 17 42 39 49 33 41 190 18 15]
 [ 57 29 45 16 22 17 22 23 158 61]
 [ 17 95 23 11 16 13 22 18 48 187]]
```

airplane. acc: 58.67%

automobile. acc: 40.22%

bird. acc: 26.22%

cat. acc: 17.11%

deer. acc: 23.33%

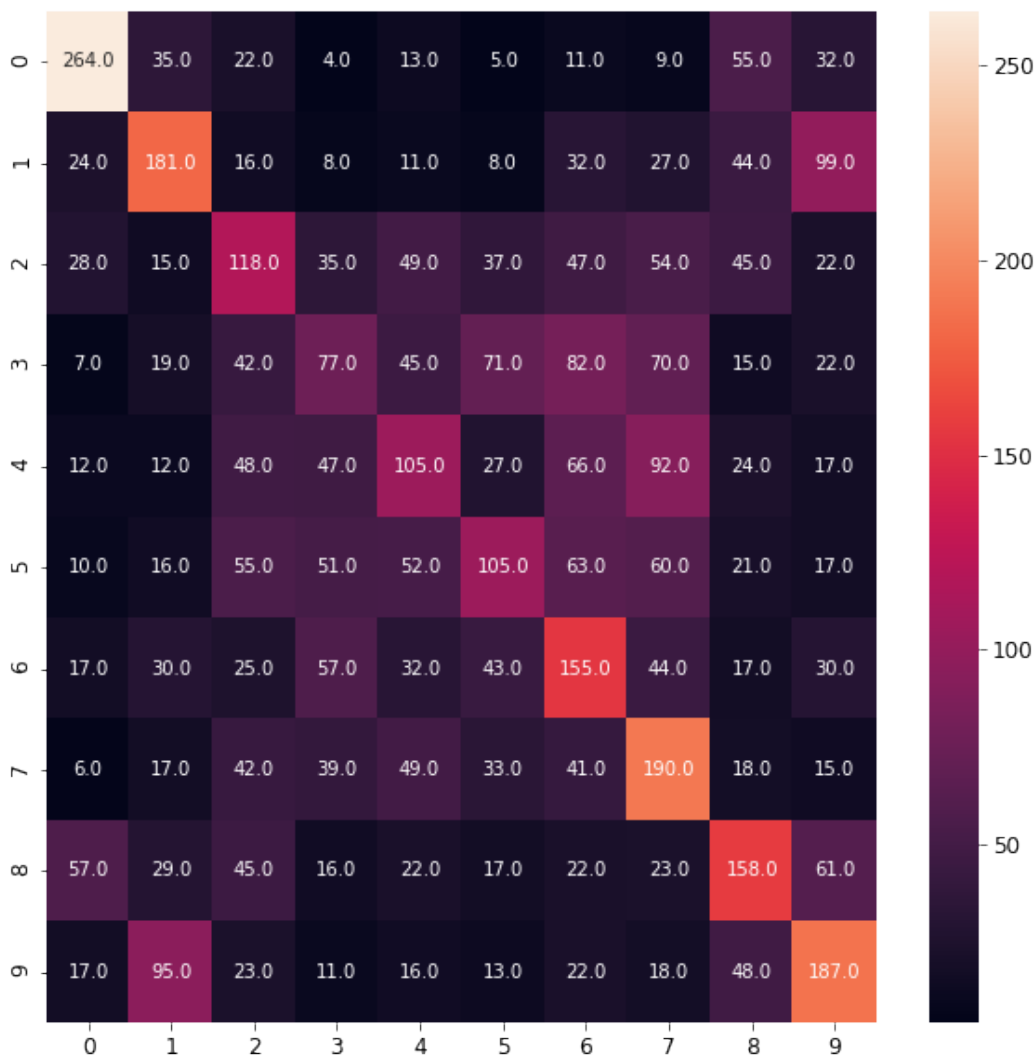
dog. acc: 23.33%

frog. acc: 34.44%

horse. acc: 42.22%

ship. acc: 35.11%

truck. acc: 41.56%



2 conv 32 (3,3) Adam 'he\_uniform' Sigmoid

```
[2.3953604698181152, 0.1742222160100937]
```

```
[[ 2  63  0 204  65  0  0  2  22  92]
 [ 0 140  0 229  32  0  0  0  5  44]
 [ 0  32  0 325  79  0  0  0  2  12]
 [ 0  9  0 411  22  0  0  0  0  8]
 [ 0  22  0 297 114  0  0  0  4  13]
 [ 1  23  0 386  33  0  0  0  0  7]
 [ 0  30  0 357  51  0  0  0  1  11]
 [ 0  14  0 315  96  0  0  0  11  14]
 [ 0  81  0 193  58  0  0  0  14 104]
 [ 0 112  0 205  30  0  0  0  0 103]]
```

airplane. acc: 0.44%

automobile. acc: 31.11%

bird. acc: 0.00%

cat. acc: 91.33%

deer. acc: 25.33%

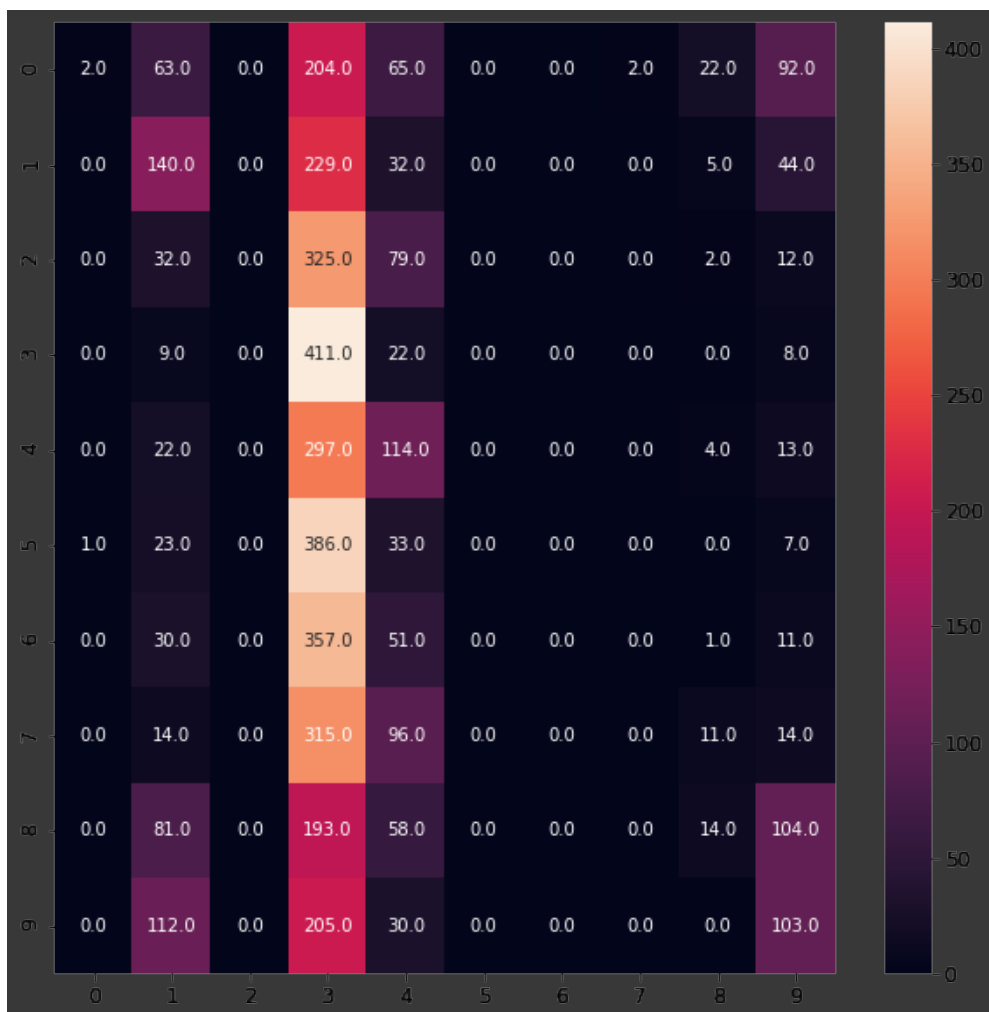
dog. acc: 0.00%

frog. acc: 0.00%

horse. acc: 0.00%

ship. acc: 3.11%

truck. acc: 22.89%



2 conv 32 (3,3) Adam 'he\_uniform' Relu

[2.633061170578003, 0.3762222230434418]

```
[[212 32 29 4 36 15 7 7 74 34]
 [ 16 197 5 16 28 26 10 21 51 80]
 [ 19 14 131 31 50 65 15 43 65 17]
 [ 3 12 18 134 65 128 24 53 6 7]
 [ 2 8 29 77 153 72 12 80 13 4]
 [ 1 13 33 83 37 185 36 45 13 4]
 [ 4 19 14 76 46 123 85 38 17 28]
 [ 2 16 23 36 82 68 11 198 9 5]
 [ 37 31 47 5 23 26 7 25 205 44]
 [ 15 91 8 15 23 25 6 16 58 193]]
```

airplane. acc: 47.11%

automobile. acc: 43.78%

bird. acc: 29.11%

cat. acc: 29.78%

deer. acc: 34.00%

dog. acc: 41.11%

frog. acc: 18.89%

horse. acc: 44.00%

ship. acc: 45.56%

truck. acc: 42.89%



2 conv 32 (3,3) RMSProp 'he\_uniform' Relu

[2.633061170578003, 0.3762222230434418]

```
[[219 35 77 2 15 3 4 5 71 19]
 [ 12 210 33 7 21 8 14 15 49 81]
 [ 9 7 251 27 42 26 17 26 37 8]
 [ 2 14 72 97 64 91 51 38 10 11]
 [ 3 9 88 42 144 34 26 76 20 8]
 [ 0 8 117 54 51 110 43 46 10 11]
 [ 3 19 61 67 36 63 128 32 19 22]
 [ 3 12 69 37 74 36 17 177 18 7]
 [ 21 24 121 11 15 9 11 12 194 32]
 [ 9 87 40 14 17 5 8 14 59 197]]
```

airplane. acc: 48.67%

automobile. acc: 46.67%

bird. acc: 55.78%

cat. acc: 21.56%

deer. acc: 32.00%

dog. acc: 24.44%

frog. acc: 28.44%

horse. acc: 39.33%

ship. acc: 43.11%

truck. acc: 43.78%



Best: 6 conv 32 (3,3) SGD 'he\_uniform' Relu

[1.3697689771652222, 0.5089666843414307]

```
[[6443 404 423 104 32 85 61 191 1149 108]
 [ 529 6815 99 151 14 102 86 190 594 420]
 [ 790 185 4208 1092 309 718 606 531 519 42]
 [ 206 213 981 4101 350 1446 724 615 311 53]
 [ 365 118 1589 1364 1888 818 463 2026 322 47]
 [ 242 244 1172 2108 367 2855 358 1249 343 62]
 [ 81 146 975 1532 253 314 5345 150 186 18]
 [ 356 206 439 506 246 597 87 6193 275 95]
 [1373 775 423 211 55 124 131 200 5522 186]
 [ 874 3923 143 154 27 112 85 326 919 2437]]
```

airplane. acc: 71.59%

automobile. acc: 75.72%

bird. acc: 46.76%

cat. acc: 45.57%

deer. acc: 20.98%

dog. acc: 31.72%

frog. acc: 59.39%

horse. acc: 68.81%

ship. acc: 61.36%

truck. acc: 27.08%



## TRANSFER LEARNING

2-a) VGG Son katman eklendi eğitildi

```
[1.3608131408691406, 0.5107555389404297]
```

```
[[5837 201 282 216 203 214 159 338 992 558]
 [ 285 4071 54 230 105 314 151 423 330 3037]
 [ 604 52 2677 1128 1194 977 1759 323 231 55]
 [ 94 63 253 3908 865 1865 1254 375 106 217]
 [ 204 44 338 934 3697 1027 892 1462 243 159]
 [ 112 78 245 1944 1101 3452 706 1021 95 246]
 [ 58 54 365 1059 441 765 6091 70 63 34]
 [ 148 81 156 425 864 1091 132 5539 138 426]
 [1190 364 230 528 361 283 269 485 4340 950]
 [ 270 803 26 236 96 355 47 563 248 6356]]
```

airplane. acc: 64.86%

automobile. acc: 45.23%

bird. acc: 29.74%

cat. acc: 43.42%

deer. acc: 41.08%

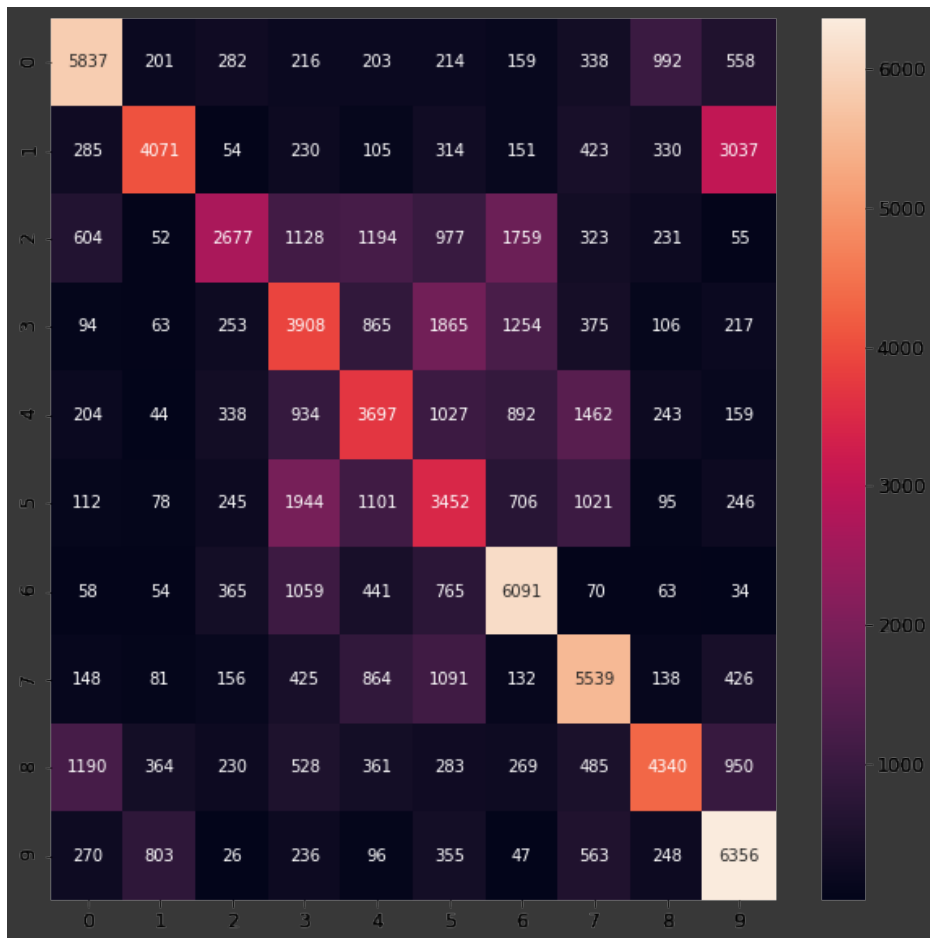
dog. acc: 38.36%

frog. acc: 67.68%

horse. acc: 61.54%

ship. acc: 48.22%

truck. acc: 70.62%



## 2-b) VGG Son katman eklendi 4 katman eğitildi

```
[1.116951584815979, 0.6105666756629944]
```

```
[[7221 111 380 37 117 32 14 150 776 162]  
 [ 523 6089 107 67 40 73 30 222 584 1265]  
 [ 587 41 5711 359 855 244 539 296 345 23]  
 [ 231 103 1253 3597 1063 1213 681 474 289 96]  
 [ 283 26 1103 413 4749 488 267 1283 334 54]  
 [ 249 122 1020 1437 1301 3057 330 1143 237 104]  
 [ 149 70 1203 591 619 260 5777 103 209 19]  
 [ 312 58 449 228 725 354 31 6487 221 135]  
 [1049 272 379 85 165 80 70 246 6370 284]  
 [ 541 1337 93 72 77 76 12 340 559 5893]]
```

airplane. acc: 80.23%

automobile. acc: 67.66%

bird. acc: 63.46%

cat. acc: 39.97%

deer. acc: 52.77%

dog. acc: 33.97%

frog. acc: 64.19%

horse. acc: 72.08%

ship. acc: 70.78%

truck. acc: 65.48%





## 2-a) ResNet son katman eklendi eğitildi

```
[1.5943951606750488, 0.42052221298217773]
```

```
[[5210  536 1027   39  148   99  113  347 1160  321]
 [ 566 4764  233  178  231  166  341  426  661 1434]
 [ 587  222 3499  495 1090  717 1438  466  425   61]
 [ 116  393 1274 1329 1293 1487 2168  560  183  197]
 [ 274  275 1409  556 3024  648 1083 1257  318  156]
 [ 112  378 1312  868 1365 2398  969 1286  157  155]
 [  91  280 1022  479  618  292 5982  118   92   26]
 [ 216  314  604  339 1264  914  268 4501  212  368]
 [1834  866  798  199  353  106  361  426 3291  766]
 [ 508 2161  219  224  231  149  167  669  823 3849]]
```

airplane. acc: 57.89%

automobile. acc: 52.93%

bird. acc: 38.88%

cat. acc: 14.77%

deer. acc: 33.60%

dog. acc: 26.64%

frog. acc: 66.47%

horse. acc: 50.01%

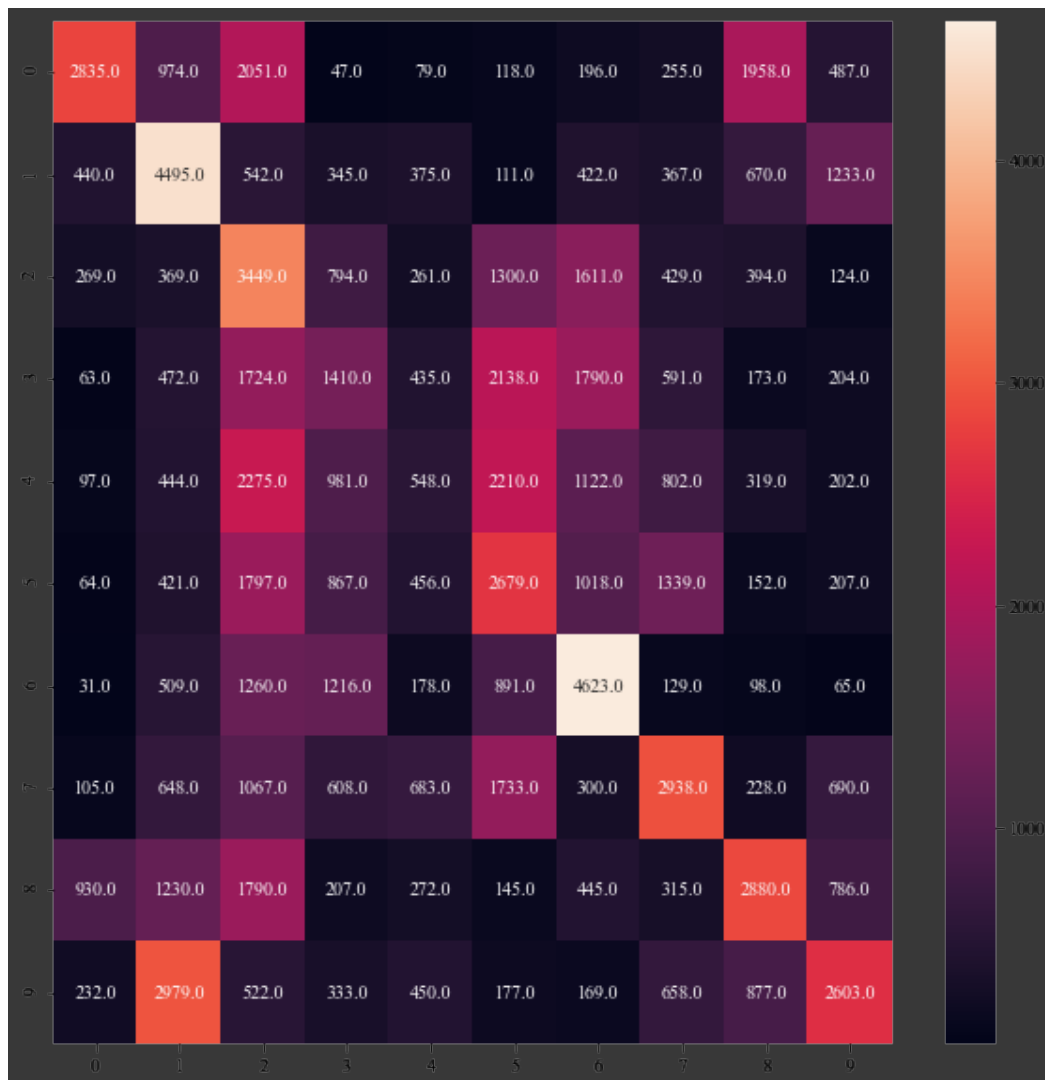
ship. acc: 36.57%

truck. acc: 42.77%



## 2-b) ResNet son katman eklendi son 4 katman eğitildi

```
loss: 1.8503 - accuracy: 0.3162
[[2835  974 2051   47   79  118  196  255 1958  487]
 [ 440 4495  542  345  375  111  422  367  670 1233]
 [ 269  369 3449  794  261 1300 1611  429  394  124]
 [   63  472 1724 1410  435 2138 1790  591  173  204]
 [   97  444 2275  981  548 2210 1122  802  319  202]
 [   64  421 1797  867  456 2679 1018 1339  152  207]
 [   31  509 1260 1216  178  891 4623  129   98   65]
 [  105  648 1067  608  683 1733  300 2938  228  690]
 [  930 1230 1790  207  272  145  445  315 2880  786]
 [  232 2979  522  333  450  177  169  658  877 2603]]
airplane. acc: 31.50%
automobile. acc: 49.94%
bird. acc: 38.32%
cat. acc: 15.67%
deer. acc: 6.09%
dog. acc: 29.77%
frog. acc: 51.37%
horse. acc: 32.64%
ship. acc: 32.00%
truck. acc: 28.92%
```



**Yorum:** Sıfırdan eğitilen toplam 18 modelin sonuçları karşılaştırıldığında, sadece tek bir parametre değiştirilip diğer parametreler sabit bırakıldığı durumlarda alınan en iyi sonuç, konvolüsyonel katman sayısının 6 olduğu durumdadır. Ödev güncellendikten sonraki hali ile 1,2,3 sayılı konvolüsyonel katmana sahip modeller arasında en iyi sonuç veren 3 katmanlı modellerdir.

Yapılan denemeler değerlendirildiğinde en iyi sonuç veren parametre değerleri 3 konvolüsyon katmanı, 32 filtre sayısı, (3,3) filtre boyutu, GlorotNormal ya da he\_uniform kernel initializer, Relu Aktivasyon fonksiyonu, 0.2 drop out oranı, Adam ve SGD optimizasyon algoritmalarıdır.

Drop out oranının yüksek seçilmesi, modelin fazla unutmasına yol açtığı için öğrenimdeki verimliliği düşürdüğü gözlemlenmiştir.

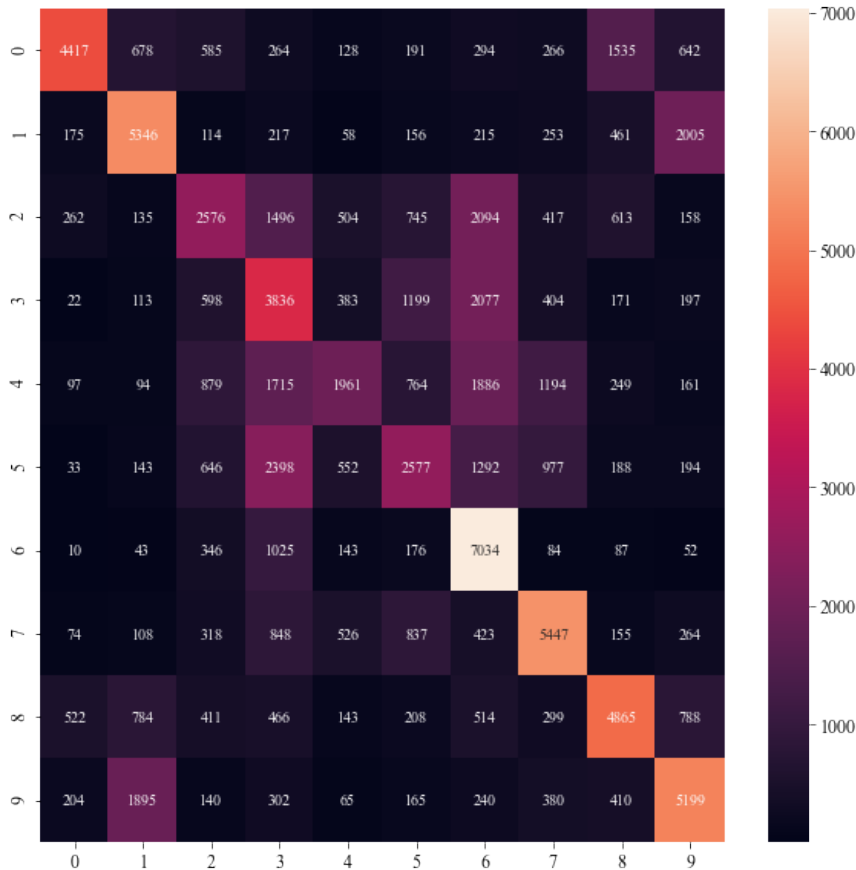
Kernel initializer olarak he uniform ve Glorot Normal, Optimizasyon Algoritması olarak Adam ve SGD birbirine yakın sonuçlar vermişlerdir.

En başarılı seçilen model: Katman Her katman için 32 filtre 3x3 filtre boyutlu GlorotNormal ReLu Aktivasyon 0.2 Dropout Oranı Adam Optimizasyon Algoritması

Confusion Matrix: Sıfırdan eğitilmiş en başarılı sonuç veren modele ait confusion matrix sonucu aşağıdaki şekilde görüldüğü gibidir.

```
class_names = ['airplane', 'automobile', 'bird', 'cat', 'deer', 'dog', 'frog', 'horse', 'ship', 'truck']
```

Aşağıda gösterilen sonucu yorumlamak istersek örneğin Airplane en fazla ship ile karıştırılmıştır (1535 adet airplane, ship olarak tahmin edilmiş.) Sınıflara ait en fazla yanlış tahmin edilen sınıflar: (Airplane-Ship, Automobile-Truck, Bird-Frog, Cat-Frog, Deer-Frog, Dog-Cat, Frog-Cat, Horse-Cat, Ship-Automobile, Truck-Automobile)



Bu sonuçlara göre, Araba ve kamyon, kedi ve köpek, birbirlerine yakın görüntüler içeren sınıflar oldukları için tahmin sonuçları da bu yönde etkilenmiştir. Modellerin genelinde gözlenen bu gibi yanlış sınıflandırmaların, sınıfların birbirine benzerliği yüzünden olduğu düşünülmüştür.

Öğrenim aktarımı yöntemiyle eğitilmiş en başarılı model, son 4 katmanı eğitilmiş VGG16 modelidir. Bunun sebebinin VGG16 modelinin çok sayıda eğitilmiş ve ağırlıkları kaydedilmiş parametresinin olmasıdır. VGG16'nın kendi total parametre sayısı 138,357,544 iken ResNet50'nin 25,636,712'dir. Buna göre VGG16 modelinin daha önceden eğitilmiş parametre sayısı olarak bariz bir avantajı vardır. Ayrıca VGG modelleri arasında, son 1 katman yerine son 4 katman eğitime açıkken daha iyi sonuç alınmasının sebebi, VGG16 modelinin son katmanlarındaki fully connected layerların daha iyi öğrenebilmesi olduğu düşünülmüştür. Bu sayede orijinal ağırlıklar ve son 4 katmanın eğitilmesi sonucunda oluşan ağırlıklar kullanılarak en optimal model oluşturulmuş ve test edildiğinde 61% oranında başarı sağlanmıştır.

## Öğrenim Aktarımı Modelinin Özneteliklerini Kullanarak Görüntü Erişiminin Gerçeklenmesi

Öğrenim aktarımı yöntemiyle eğitilmiş 4 model için verisetindeki her fotoğrafın ayrı ayrı öznetelikleri çıkartılmıştır. 4 modele ait 4 ayrı öznetelik vektörü, 10 sınıf, her sınıfa ait 3 test, her teste ait en yakın 5 fotoğraf toplam 720 fotoğraf etmektedir. Bu yüzden yapılan testlerde en yüksek başarıyı veren, öğrenim aktarımı ile sadece son katmanı eğitilmiş VGG modelinden çıkartılmış öznetelikler kullanılmıştır.

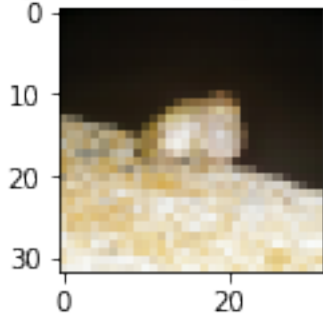
10 sınıf için her sınıfa ait 3 test fotoğrafı ile en yüksek benzerliğe sahip 5 fotoğraf bulunmuştur.

Toplam 30 test fotoğrafı için en benzer fotoğraflar gösterilmiştir.

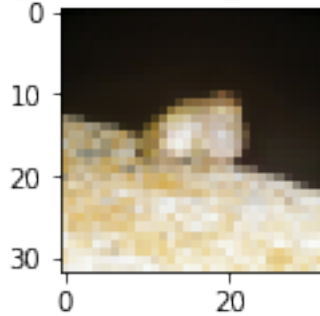
Bazı test fotoğrafları ile en yakın benzerliği bulunan fotoğrafın aynı olduğu gözlemlenmiştir. Bunun sebebi bazı fotoğrafların farklı isimlerle birden fazla kez veri setinde bulunmasıdır.

Örneğin:

frog/n01650690\_5803.png

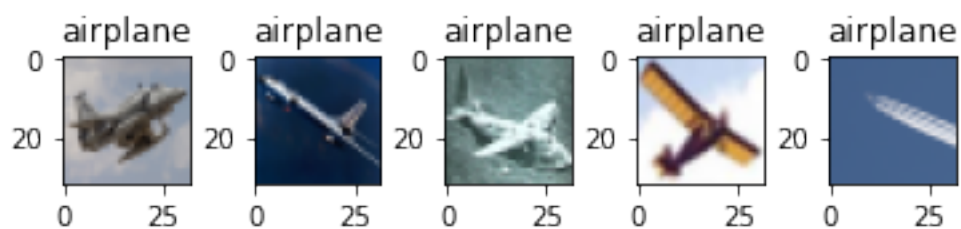
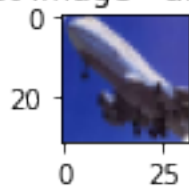


frog/n01639765\_34539.png

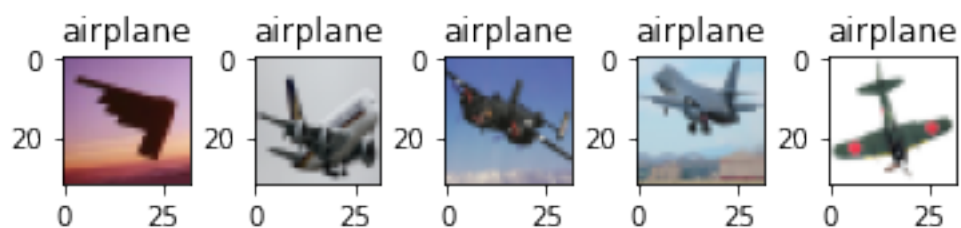
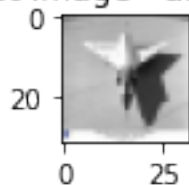


Testler:

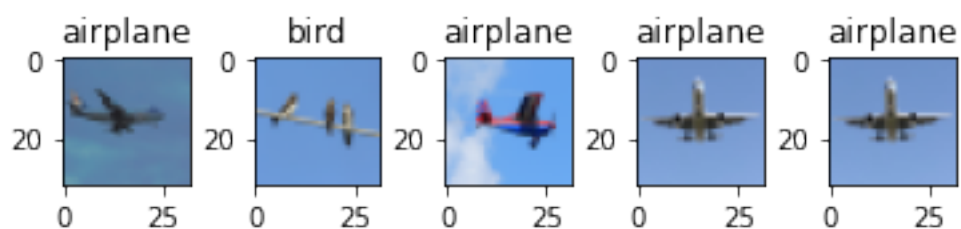
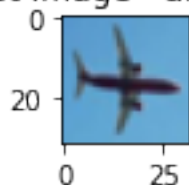
Test Image - airplane



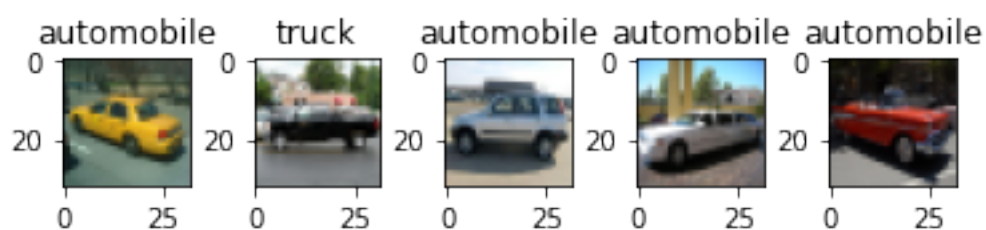
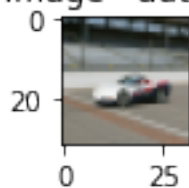
Test Image - airplane



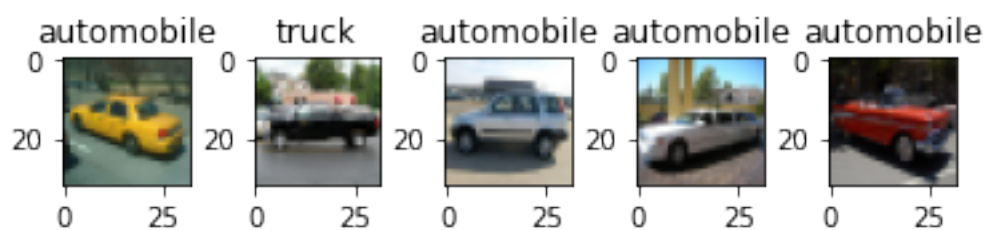
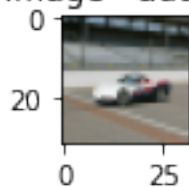
Test Image - airplane



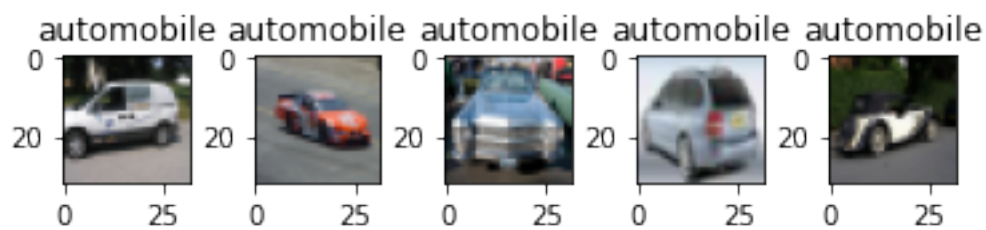
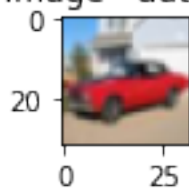
Test Image - automobile



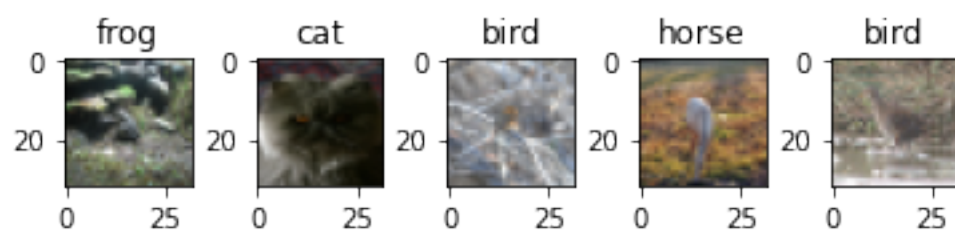
Test Image - automobile



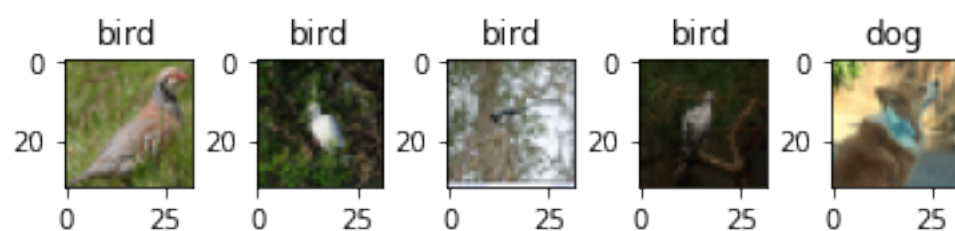
Test Image - automobile



Test Image - bird



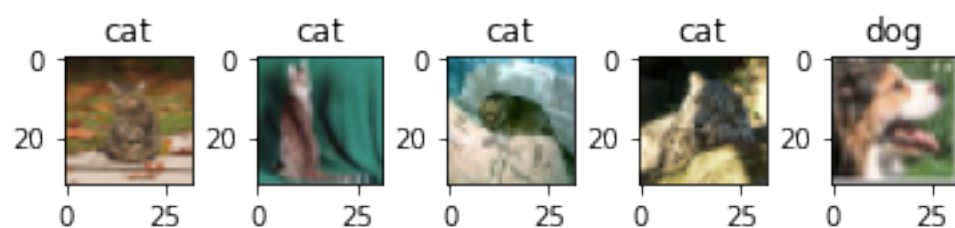
Test Image - bird



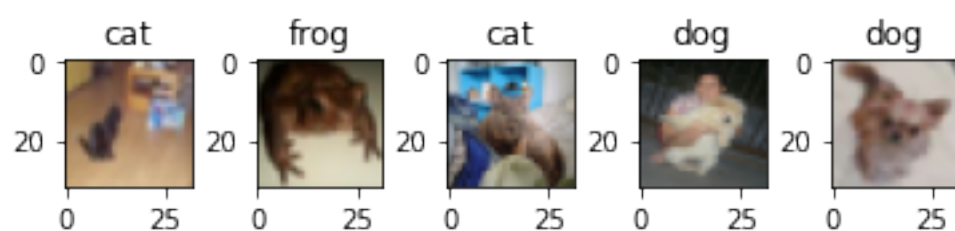
Test Image - bird



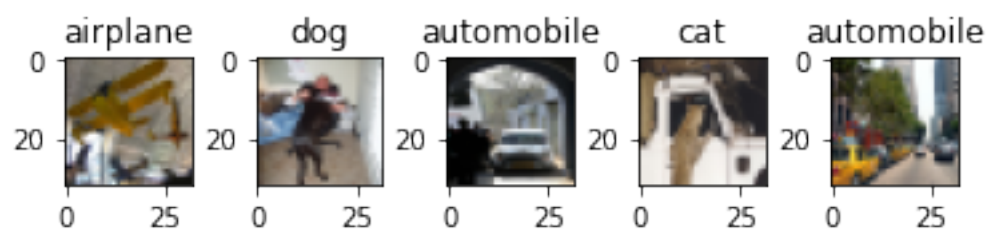
Test Image - cat



Test Image - cat



Test Image - cat

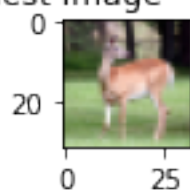




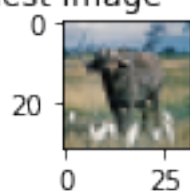
Test Image - deer



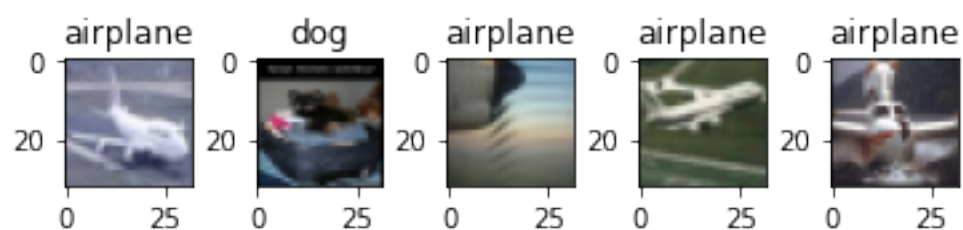
Test Image - deer



Test Image - deer



Test Image - dog



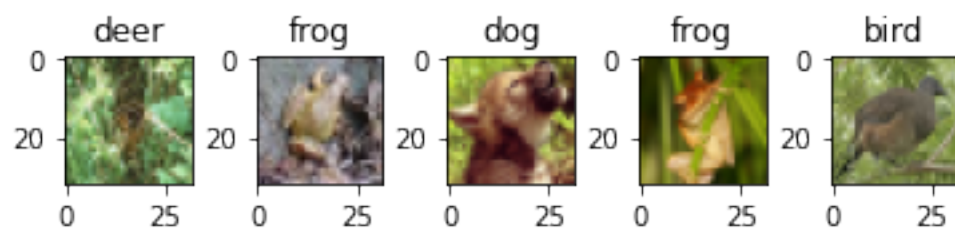
Test Image - dog



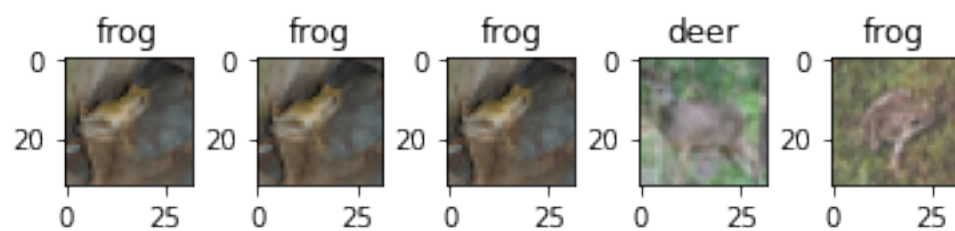
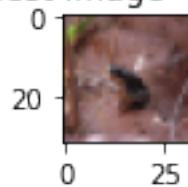
Test Image - dog



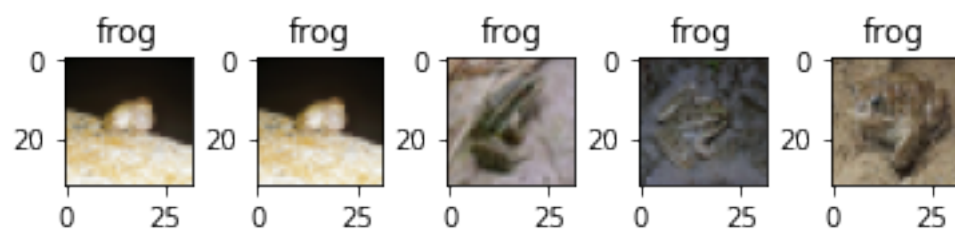
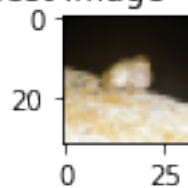
Test Image - frog



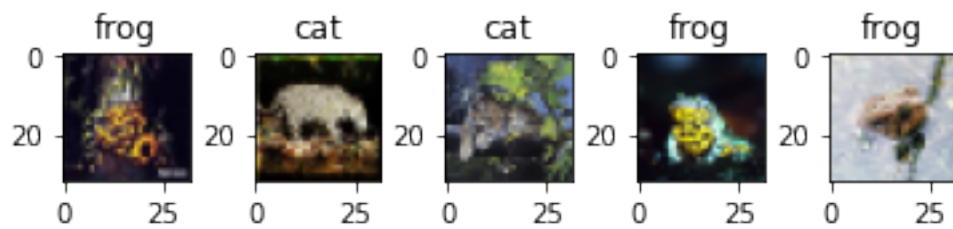
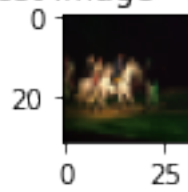
Test Image - frog



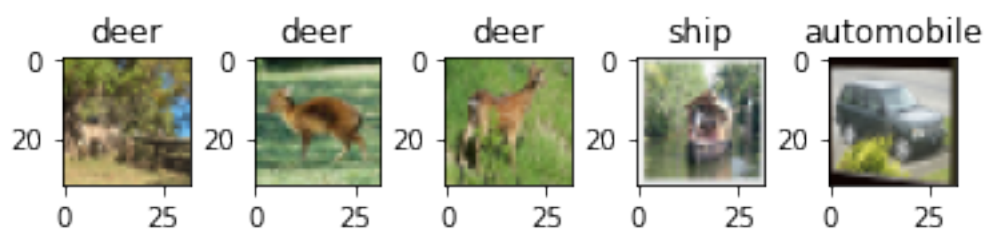
Test Image - frog



Test Image - horse



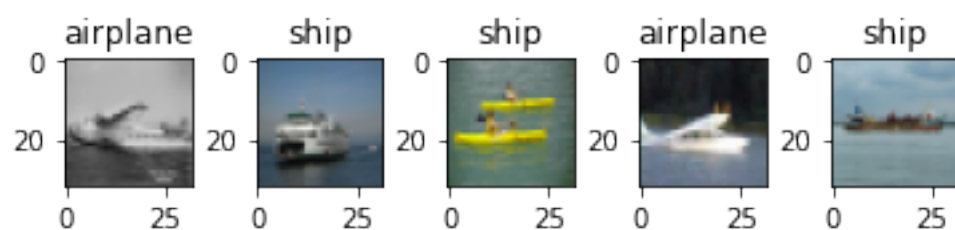
Test Image - horse



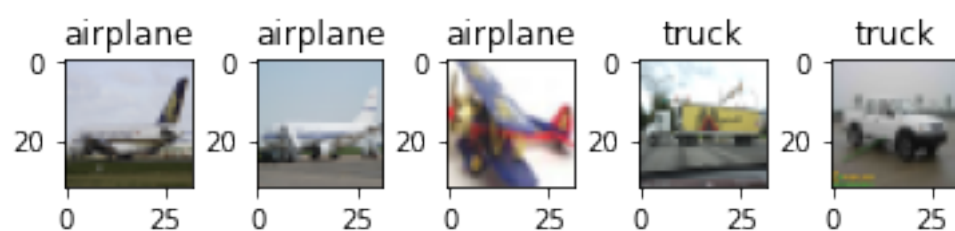
Test Image - horse



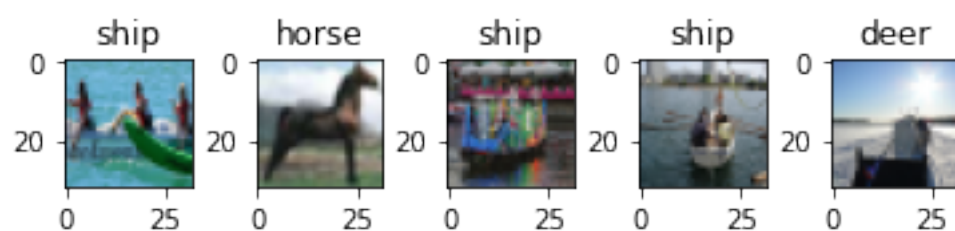
Test Image - ship



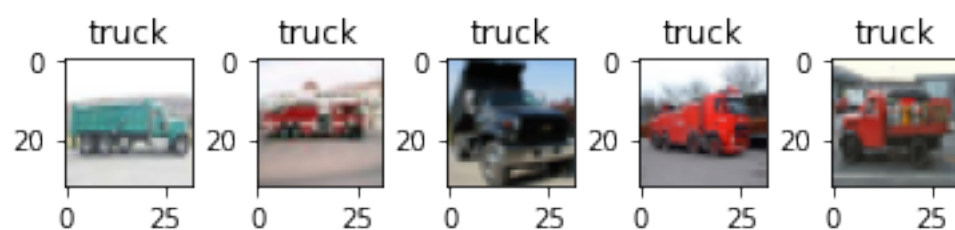
Test Image - ship



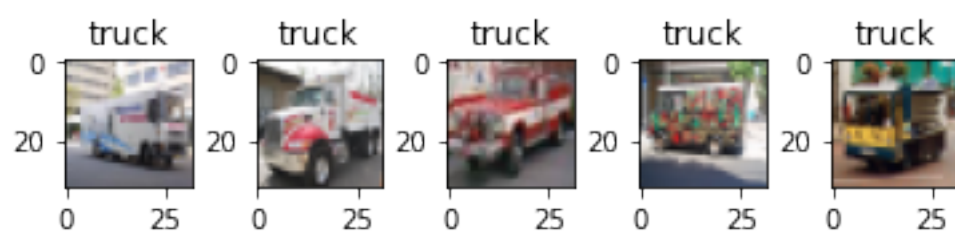
Test Image - ship



Test Image - truck



Test Image - truck



Test Image - truck



## SONUÇ

Bu çalışma kapsamında konvolüsyonel sinir ağı yapısı, katmanların önemi ve kullanım şekilleri, hiper parametre analizi gibi konularda deneyim edindim. Ayrıca Öğrenim aktarımı methoduyla hazır bir modeli tekrar kendi verisetimizde nasıl eğitebileceğimizi öğrenme fırsatım oldu.

Yapılan denemelerde, eğitilen modellerden en kötü sonuç verenler (5x5) filtre boyutuna sahip modellerdi. Ayrıca drop out oranının yapılan bazı denemelerde 0.7 gibi yüksek bir değerde olması öğrenim performansını düşürerek başarısız sonuçlar alınmasına yol açtı. Genel olarak frog olarak yanlış tahmin edilen çok sayıda test gözlemlendi. Dog sınıfının başarısı diğer sınıflara göre aşağıda kaldı. Bunun sebebinin çok farklı şekil, pozisyon, durumda frog fotoğrafının verisetinde bulunması olabileceği düşünüldü. Dog sınıfının düşük başarı almasının sebebi ise, çok kötü kalitede dog fotoğraflarının bulunması ve bunun eğitiminde yüksek oranda gürültüye sebep olması olabilir.

Öğrenim aktarımı yönteminin avantajı olarak sayılabilecek hususların başında, halihazırda büyük veri setleriyle eğitilmiş ve yüksek başarı alınmış modelleri, kendi veri setimize uyarlayarak eskiden öğrendiği ağırlıkları kaybetmeden kullanabilmemiz geliyor. Bunun en büyük avantajı, belki de bizim ulaşamayacağımız doğruluk oranını sağlayan ağırlıkların hazır olarak kullanılabilmesidir. Örneğin VGG16 modelinin sadece son 4 katmanını eğiterek, sıfırdan eğitilmiş bütün modellerden daha başarılı sonuçlar alınmıştır.

Bir dezavantaj olarak bahsedilmesi gereken kısım ise, modelin baş ve orta kısmına müdahale edemeyişimiz. Önceden eğitilmiş katmanların ağırlıklarını kullanmak istediğimiz için içerisinde çok bir değişiklik yapamıyoruz. Sadece son kısmına müdahale edebiliyoruz. Her model yapısı her iş için yüksek doğruluk oranı sağlama garantisi vermediği için işimize uygun olmayan bir model yapısı ile öğrenim aktarımı yöntemini uygulamak çok mantıklı olmayabilir. Zira ResNet50 modeli ile yapılan denemeler ile sıfırdan eğitilmiş modeller arasındaki başarı birbirine benzer şekilde ölçüldü. İlk katmanlarda ResNet50 ağırlıklarını kullanmamız, ekstra bir avantaj sağlayamadı.