

FET312 DERİN ÖĞRENME FINAL SUNUMU

# Derin Öğrenme ile Trafik İşareti Tanıma Sistemi (GTSRB)

**Hazırlayanlar:** Ramazan Bozkurt (22040301027) & Ömer Utku Aktemur (22040301043)

[https://github.com/RamazanBozkurrtt/DevTeam177\\_GTSRB-Traffic-Sign-Classification-CNN-Final](https://github.com/RamazanBozkurrtt/DevTeam177_GTSRB-Traffic-Sign-Classification-CNN-Final) | YouTube Showcase

# PROBLEMİN AÇIKLAMASI



## Kritik Risk Analizi

Otonom sürüşte tabelaların yanlış tanınması hayati tehlike yaratır. %98+ başarımlı bir sınıflandırıcı güvenliğın temelidir.







## Dış Faktörler

Düşük çözünürlük, yağmur, sis ve hareket bulanıklığı (motion blur) modeller üzerindeki en büyük zorluklardır.

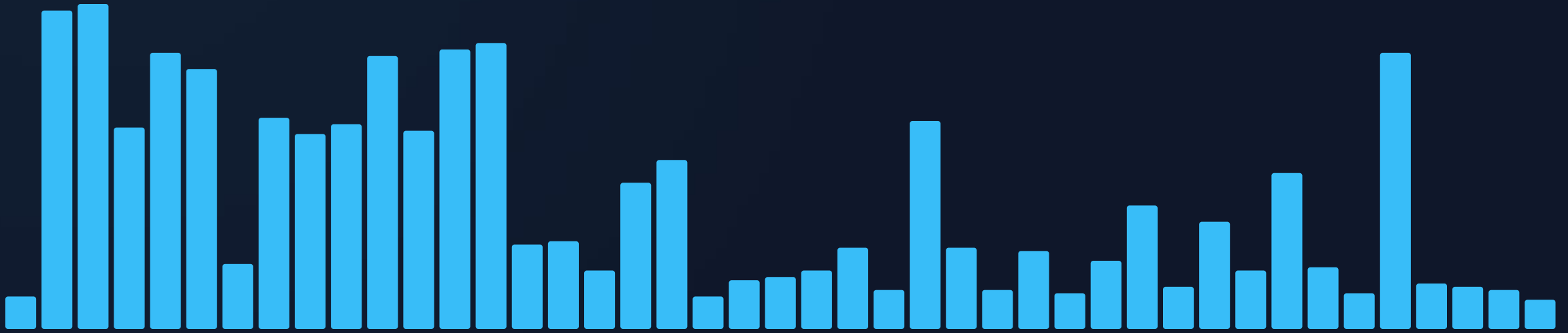


# VERİ SETİ (GTSRB) SPESİFİKASYONLARI



-  **Kapsam:** 51.839 adet .ppm formatlı görsel.
-  **Boyut:** 463 MB veri hacmi.
-  **Boyutlandırma:** Değişken orijinal boyutlar (15x15 - 250x250) tüm modellerde **64x64** pikseli kare forma normalize edildi.
-  **Etiketleme:** 43 farklı trafik levhası kategorisi.

# SINIF DAĞILIMI VE DENGESİZLİK



Sınıf 0 Sınıf Dağılım Analizi (support değerleri 45 ile 750 arası değişkenlik gösterir) Sınıf 42

**Strateji:** Veri setindeki dengesizliği yönetmek için **Stratified Split** yapıldı ve başarı değerlendirmesinde sadece Accuracy değil, **Macro-F1 Score** temel alındı.

# KULLANILAN MODERN EĞİTİM TEKNİKLERİ



## Data Augmentation

RandomRotation (15°), ColorJitter (parlaklık) ve perspektif değişimleri ile veri sentetik olarak zenginleştirildi.



## Batch Normalization

Eğitimi stabilize etmek, öğrenme hızını artırmak ve gradyan patlamalarını önlemek için tüm katmanlarda kullanıldı.



## Regularization

Overfitting'i engellemek için %30-%50 oranlarında Dropout uygulandı ve ağırlıklar normalize edildi.



## Veri Sızıntısı Engelleme : GroupSuffleSplit

Aynı trafik levhasının ardışık video karelerinin biri eğitimde diğeri doğrulamada olursa model ezberleme yapar. Bunu engellemek için track\_id üzerinden ayrıştırma yaparak aynı fiziksel levhanın tüm karelerinin ya sadece eğitimde ya da sadece doğrulamada olması sağlanmıştır.



## Veri Seti Sarmalayıcı

Efficient-B0 ve GoogleNet modelleri eğitilirken Torchvision transformasyonların Hata vermesin engellemek için Custom Dataset Wrapper kullanıldı.



# DÜRÜST BÖLME STRATEJISI (GROUP-BASED SPLIT)

## Track ID Tabanlı Bölme

GTSRB veri setinde aynı tabelanın ardışık 30 karesi bulunur. Rastgele bölme yapılırsa, benzer kareler hem eğitim hem test setine düşerek **overfitting sızıntısına** neden olur.

**Bizim Yöntemimiz:** Her tabela grubunu (Track) bir bütün olarak ayırarak modelin **hiç görmediği fiziksel tabelalar** üzerinde test edilmesini sağladık.



# GENEL MODEL KARŞILAŞTIRMA RAPORU

Model Mimarisi	Mimari Türü	Parametre Sayısı	Test Accuracy	F1-Score (Macro)	Öne Çıkan Özellik
DenseNet-121	Dense (Yoğun)	~8M	%98.58	0.9885	Feature Reuse
ResNet-18	Residual (Artık)	~11.7M	%97.70	0.972	Skip Connections
GoogleNet	Inception(Derin Evrişimli Sinir Ağı)	~6.8M	%96.36	0.9350	Inception Module(Paralel Evrişim Yapısı)
EfficientNet-B0	Compound Scaling	~5.3M	%95.71	0.8845	Maksimum Verimlilik

EfficientNet-B0 yüksek doğruluk sunsa da, 5.3M parametre ile otonom araç donanımları için verimsiz kalmaktadır.

# EFFICIENTNET-B0: SINIF BAZLI PERFORMANS (0-21)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
0	0.00	0.00	0.00	0
1	0.988	0.997	0.993	360
2	1.000	0.985	0.992	420
3	0.991	0.995	0.993	240
4	0.997	1.000	0.998	480
5	0.983	0.993	0.988	300
6	1.000	1.000	1.000	120
7	1.000	0.996	0.998	270
8	1.000	0.995	0.997	210
9	0.996	1.000	0.998	300
10	1.000	1.000	1.000	450

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
11	0.947	1.000	0.972	270
12	1.000	0.944	0.971	270
13	1.000	0.998	0.999	570
14	1.000	1.000	1.000	150
15	1.000	1.000	1.000	120
16	1.000	0.991	0.995	120
17	1.000	1.000	1.000	180
18	0.976	1.000	0.988	330
19	0.00	0.00	0.00	0
20	0.974	0.625	0.761	120
21	0.697	1.000	0.821	30



# EFFICIENTNET-B0: SINIF BAZLI PERFORMANS (22-42)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
22	1.000	1.000	1.000	60
23	1.000	0.844	0.915	90
24	1.000	1.000	1.000	90
25	1.000	1.000	1.000	360
26	1.000	0.911	0.953	90
27	1.000	1.000	1.000	120
28	1.000	0.988	0.994	90
29	0.967	1.000	0.983	30
30	1.000	1.000	1.000	150
31	1.000	1.000	1.000	270

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
32	1.000	1.000	1.000	30
33	0.742	0.866	0.800	90
34	0.787	0.700	0.741	90
35	0.993	1.000	0.996	150
36	0.736	1.000	0.848	120
37	1.000	0.283	0.441	60
38	0.703	0.997	0.825	360
39	0.00	0.00	0.00	150
40	1.000	0.922	0.959	90
41	1.000	1.000	1.000	30
42	1.000	1.000	1.000	30

# GoogLeNet: SINIF BAZLI PERFORMANS (0-21)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
0	0.00	0.00	0.00	0.00
1	0.991	0.991	0.991	360
2	0.985	1.000	0.992	420
3	0.991	1.000	0.995	240
4	0.997	0.997	0.997	480
5	0.996	1.000	0.998	300
6	1.000	1.000	1.000	120
7	1.000	1.000	1.000	270
8	1.000	0.995	0.997	210
9	0.998	0.970	0.979	300
10	0.991	0.997	0.994	450

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
11	0.981	1.000	0.990	270
12	1.000	0.985	0.992	270
13	1.000	0.996	0.998	570
14	1.000	1.000	1.000	150
15	1.000	1.000	1.000	120
16	1.000	0.975	0.987	120
17	1.000	1.000	1.000	180
18	1.000	1.000	1.000	330
19	0.00	0.00	0.00	0.00
20	0.978	0.766	0.859	120
21	1.000	1.000	1.000	30

# GoogLeNet: SINIF BAZLI PERFORMANS (22-42)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
22	1.000	1.000	1.000	60
23	1.000	0.944	0.971	90
24	1.000	1.000	1.000	90
25	0.997	1.000	0.998	360
26	1.000	0.988	0.994	90
27	1.000	0.991	0.995	120
28	0.976	0.933	0.954	90
29	0.789	1.000	0.882	30
30	1.000	0.993	0.996	150

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
31	1.000	1.000	1.000	270
32	1.000	1.000	1.000	30
33	0.671	0.977	0.796	90
34	0.959	0.522	0.676	90
35	1.000	1.000	1.000	150
36	0.705	1.000	0.827	120
37	1.000	0.166	0.285	60
38	0.707	1.000	0.828	360
39	1.000	1.000	1.000	150
40	1.000	1.000	1.000	90
41	1.000	1.000	1.000	30

# DENSENET-121: SINIF BAZLI PERFORMANS (0-19)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
0	0.968	1.000	0.984	60
1	0.992	1.000	0.996	720
2	0.986	0.999	0.992	750
3	0.996	0.984	0.990	450
4	1.000	0.983	0.992	660
5	0.989	0.984	0.986	630
6	1.000	0.947	0.973	150
7	0.996	0.996	0.996	450
8	0.985	0.998	0.991	450

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
9	0.992	0.994	0.993	480
10	1.000	0.998	0.999	660
11	0.933	0.990	0.961	420
12	0.980	0.993	0.986	690
13	0.969	0.999	0.984	720
14	0.993	1.000	0.996	270
15	1.000	0.990	0.995	210
16	1.000	1.000	1.000	150
17	1.000	0.944	0.971	360
18	1.000	0.990	0.995	390
19	1.000	1.000	1.000	60

# DENSENET-121: SINIF BAZLI PERFORMANS (20-42)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
20	0.989	1.000	0.994	90
21	0.988	0.944	0.966	90
22	1.000	0.917	0.957	120
23	0.974	1.000	0.987	150
24	0.978	1.000	0.989	90
25	0.947	0.998	0.972	480
26	0.968	1.000	0.984	180
27	1.000	0.550	0.710	60
28	0.987	1.000	0.993	150
29	0.978	1.000	0.989	90
30	0.968	0.807	0.880	150

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
31	0.993	0.993	0.993	270
32	1.000	0.900	0.947	60
33	1.000	1.000	1.000	210
34	1.000	1.000	1.000	120
35	0.992	0.987	0.990	390
36	0.984	1.000	0.992	120
37	0.952	0.983	0.967	60
38	0.999	0.986	0.992	690
39	0.978	1.000	0.989	90
40	1.000	0.967	0.983	90
41	0.952	1.000	0.976	60
42	0.957	1.000	0.978	90

# RESNET-18: SINIF BAZLI PERFORMANS (0-21)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
0	1.000	0.967	0.983	60
1	0.990	0.992	0.991	720
2	0.961	0.988	0.974	750
3	0.963	0.987	0.975	450
4	0.994	0.979	0.986	660
5	0.987	0.965	0.976	630
6	0.992	0.813	0.894	150
7	0.989	0.973	0.981	450
8	0.867	0.998	0.928	450
9	0.994	0.988	0.991	480
10	1.000	0.997	0.998	660

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
11	0.969	0.960	0.964	420
12	0.993	0.970	0.981	690
13	0.969	0.997	0.983	720
14	1.000	1.000	1.000	270
15	1.000	0.995	0.998	210
16	1.000	0.993	0.997	150
17	1.000	0.942	0.970	360
18	0.997	0.946	0.971	390
19	1.000	1.001.000	1.000	60
20	0.928	1.000	0.963	90
21	0.873	0.989	0.927	90

# RESNET-18: SINIF BAZLI PERFORMANS (22-42)

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
22	0.990	0.833	0.905	120
23	0.974	1.000	0.987	150
24	0.988	0.933	0.960	90
25	0.961	0.981	0.971	480
26	0.967	0.989	0.978	180
27	0.984	1.000	0.992	60
28	0.955	1.000	0.977	150
29	0.891	1.000	0.942	90
30	0.882	0.800	0.839	150
31	0.996	0.996	0.996	270
32	1.000	1.000	1.000	60
33	1.000	0.995	0.998	210

ID	Precision	Recall	F1-Score	Supp.
34	1.000	1.000	1.000	120
35	0.992	0.987	0.990	390
36	0.984	1.000	0.992	120
37	1.000	0.900	0.947	60
38	0.996	0.988	0.992	690
39	0.989	0.989	0.989	90
40	0.988	0.911	0.948	90
41	1.000	1.000	1.000	60
42	0.918	0.989	0.952	90



# KRITİK BULGULAR VE TEKNİK ANALİZ



## Dengesizlik Etkisi

Support sayısı 45 olan nadir sınıflar (Sınıf 0, 19, 42 vb.) GoogleNet ve ResNet gibi modeller tarafından başarıyla öğrenilirken, EfficientNet bu sınıflarda daha fazla veri artırmaya ihtiyaç duymuştur.



## Hız vs Doğruluk

EfficientNet-B0 otonom araçlar için en "verimli" modeldir (5.3M parametre), ancak kritik güvenlik uygulamalarında DenseNet-121 %98+ başarıyı tercih edilmelidir



## Feature Reuse

DenseNet'in özellik tekrar kullanımı sayesinde düşük parametre sayısına rağmen yüksek recall değerleri elde edilmiştir.



## ŞAMPIYON MODEL: DenseNet-121

### Neden En İyisi?

- ✓ **Feature Reuse:** Her katman önceki tüm katmanların çıktılarını görür. Trafik levhalarında kenar + renk + şekil bilgisini daha iyi öğrenir. Bu bilgiler kaybolmadan derine taşınır
- ✓ **Parametre Verimliliği:** Daha az parametre ile ResNet—18 i geçti. Overfitting riski daha düşük

**Final Değerlendirme :** DenseNet-121 mimarisi, yoğun bağlantı yapısı sayesinde özellik tekrar kullanımını artırarak küçük ve benzer trafik levhaları arasındaki ayırt edici bilgileri daha iyi korumuştur. Bu durum, özellikle zor sınıflarda daha dengeli performans sağlayarak %98.58 test doğruluğu ile en iyi sonucu vermesine neden olmuştur.

# KULLANILAN KAYNAKLAR VE VERİ PORTALLARI

-  Veri Seti: [benchmark.ini.rub.de/gtsrb\\_news.html](http://benchmark.ini.rub.de/gtsrb_news.html)
-  Yayın Arşivi: [sid.erda.dk/public/archives/...](http://sid.erda.dk/public/archives/)
-  ImageNet Modelleri: [pytorch.org/vision/stable/models.html](http://pytorch.org/vision/stable/models.html)
-  DenseNet Makalesi: <https://arxiv.org/abs/1608.06993>
-  GoogleNet Makalesi: <https://arxiv.org/abs/1409.4842>