



YAZILIM BİLİŞİM AKADEMİSİ
4. DÖNEM VERİ ANALİTİĞİ PROGRAMI

Araç Plaka Numarası Tespiti ve Optik Karakter Tanıma Sistemi

İki Farklı Veri Ölçeği ve Boru Hattı Mimarisinin Karşılaştırmalı Analizi

“Plaka Tespit” (1.653 görsel, tekli OCR motoru) ve “Araç Plaka Tespit” (432 görsel, çiftli OCR oylaması)

Bireysel Bitirme Projesi
Sakine Cansu TOPCİ

Ağustos 2026

Öz

Bu proje kapsamında, araç görüntüleri üzerinden plaka bölgesinin otomatik tespiti ve optik karakter tanıma (OCR) ile okunmasını amaçlayan iki ayrı uçtan uca sistem geliştirilmiş ve karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Her iki sistem de plaka bölgesinin tespiti için Ultralytics YOLO11n mimarisini kullanmakta, ancak veri seti büyüklüğü, eğitim stratejisi ve OCR alt sistemi tasarımı bakımından belirgin şekilde farklılaşmaktadır.

“Plaka Tespit” adlı ilk sistem, 1.653 etiketli görüntüden (450 video karesi + 1.036 internet görseli) oluşan büyük ölçekli bir veri seti üzerinde, artan karmaşıklıkta beş ayrı eğitim denemesiyle (toplam ~23 saat) geliştirilmiş; final modeli (train-5) $mAP@50 = 0,994$ doğruluğa ulaşmıştır. Karakter tanıma aşamasında tek bir OCR motoru (EasyOCR), çoklu görüntü geliştirme (5 varyant $\times$ 2 ölçek) ve Hindistan plaka formatına özel bir düzenli ifade doğrulama/karakter düzeltme katmanı ile desteklenmiştir.

“Araç Plaka Tespit” adlı ikinci sistem ise 432 görüntülük daha küçük, tek denemeli bir eğitimle ($mAP@50 = 0,909$) geliştirilmiş; karakter tanıma aşamasında EasyOCR ve PaddleOCR motorlarının 9 farklı ön işleme varyasyonu üzerinden ürettiği adayların ağırlıklı bir skorumla formülüyle oylandığı bir mekanizma kullanılmıştır. Her iki sistem de Tkinter tabanlı ayrı masaüstü arayüzler üzerinden kullanıcıya sunulmuştur.

Sonuçlar, büyük ve çeşitlendirilmiş bir veri setiyle yürütülen çok denemeli eğitimin (Proje A) plaka tespitinde daha yüksek doğruluk sağladığını; buna karşın küçük veri setiyle çalışan sistemin (Proje B) çiftli OCR motoru oylama stratejisiyle karakter tanıma güvenilirliğini artırmayı hedeflediğini ortaya koymaktadır. Bu rapor, iki yaklaşımın veri seti hazırlığı, eğitim süreci, OCR mimarisi ve nihai başarımlar açısından karşılaştırmalı bir değerlendirmesini sunmaktadır.

Anahtar Sözcükler: Araç Plaka Tanıma, YOLO, Derin Öğrenme, OCR, EasyOCR, PaddleOCR, Nesne Tespiti, Karşılaştırmalı Analiz

İçindekiler

1. Giriş

2. Proje Planlaması ve Kullanılan Teknolojiler

3. Veri Setleri

3.1 Proje A — “Plaka Tespit” Veri Seti (1.653 Görsel)

3.2 Proje B — “Araç Plaka Tespit” Veri Seti (432 Görsel)

4. Algoritmalar

4.1 Plaka Tespiti (YOLO11n) — Ortak Mimari

4.2 Proje A: OCR Boru Hattı (EasyOCR + Format Doğrulama)

4.3 Proje B: OCR Boru Hattı (EasyOCR + PaddleOCR Oylaması)

5. Model Eğitimi ve Performans — Proje A

6. Model Eğitimi ve Performans — Proje B

7. Masaüstü Uygulamalar

8. Karşılaştırmalı Değerlendirme ve Literatür Kıyası

9. Sonuç ve Öneriler

Kaynaklar

1. Giriş

Araç plakalarının otomatik olarak tespit edilmesi ve okunması, trafik yönetimi, otopark otomasyonu, geçiş kontrolü ve güvenlik uygulamaları başta olmak üzere birçok alanda ihtiyaç duyulan bir görüntü işleme problemidir. Bu bitirme projesi kapsamında, aynı temel probleme farklı ölçek ve mimari kararlarla yaklaşan iki ayrı sistem geliştirilmiş ve sonuçları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir:

- Proje A — “Plaka Tespit”: 1.653 görüntülük büyük ölçekli, video ve internet kaynaklarını birleştiren bir veri setiyle, artan karmaşıklıkta beş eğitim denemesinden geçirilmiş bir YOLO11n modeli ve tek motorlu (EasyOCR) OCR alt sistemi.
- Proje B — “Araç Plaka Tespit”: 432 görüntülük daha küçük bir veri setiyle tek bir eğitim denemesinde geliştirilmiş bir YOLO11n modeli ve iki motorlu (EasyOCR + PaddleOCR) oylama tabanlı OCR alt sistemi.

Bu iki sistemin bir arada incelenmesi, veri seti büyüklüğünün ve OCR mimarisi tercihinin (tek motor + format doğrulama vs. çift motor + oylama) nihai sistem başarımı üzerindeki etkisini somut biçimde karşılaştırma imkânı sunmaktadır.

1.1 Literatür Özeti

Konuyla ilgili literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Aksel [1] tarafından gerçekleştirilen çalışmada, herhangi bir hazır hesaplama yazılımı (Matlab vb.) kullanılmaksızın yalnızca Python ile geliştirilen bir sistemde; plaka bölgesi dikdörtgen geometri koşulları (yükseklik/genişlik oranı, yoğunluk aralığı ve boyut sınırlamaları) ile tespit edilmekte, ardından eşikleme ve kontur analizi ile karakterler ayrıştırılmakta, son olarak RandomForestClassifier tabanlı bir makine öğrenmesi modeli ile karakterler sınıflandırılmaktadır.

Kaplan, Sağiroğlu ve Çolakoğlu [2] tarafından Erciyes Üniversitesi'nde geliştirilen Araç Plaka Tanıma Sistemi (APTS), endüktif algılayıcı ile araç varlığının tespit edildiği, dijital kameradan alınan görüntü üzerinde Gri-Seviyeli Kenar Belirleme (GSKB) yöntemiyle plaka bölgesinin bulunduğu ve ayrıştırılan karakterlerin Levenberg-Marquardt algoritmasıyla eğitilmiş yapay sinir ağları (YSA) ile tanındığı bir sistemdir. Bu çalışmada bütünleşik sistem için %99,25 başarı oranı bildirilmiştir.

Yavuz [3] tarafından Sakarya Üniversitesi'nde hazırlanan yüksek lisans tezinde ise, aracın ön/arka görüntüsündeki plaka bölgesi çizgiye dayalı (dikey iz düşüm) bir yöntemle belirlenmekte, karakterler dikey ve yatay bölünme işlemleriyle ayrıştırılmakta ve şablon eşleme (template matching) yaklaşımıyla tanınmaktadır. Bu çalışmada plaka bölgesi tespitinde %92, karakter bölünmesinde %95 ve karakter tanımda %90 başarı oranına ulaşılmıştır.

İncelenen bu üç çalışmanın ortak noktası, plaka tespiti ve karakter tanıma işlemlerinin klasik görüntü işleme teknikleri veya görece basit makine öğrenmesi/yapay sinir ağı modelleri ile gerçekleştirilmiş olmasıdır. Bu projede geliştirilen her iki sistem de plaka tespitini modern bir derin öğrenme mimarisi olan YOLO11 ile gerçekleştirmekte; karakter tanımda ise önceden büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmiş hazır OCR motorlarından yararlanmaktadır. Bölüm 8'de bu iki sistemin sonuçları hem birbiriyle hem de sözü edilen üç çalışmanın raporladığı başarı oranlarıyla karşılaştırmalı olarak tartışılmaktadır.

2. Proje Planlaması ve Kullanılan Teknolojiler

Her iki projenin de amacı, bir araç görüntüsü verildiğinde görüntü üzerindeki plaka bölgesinin konumunu otomatik olarak belirlemek ve bu bölgedeki alfanümerik karakterleri metne dönüştürmektir. İki proje de aynı iki aşamalı mimariyi (nesne tespiti + OCR) paylaşmakla birlikte, aşağıdaki tabloda özetlendiği gibi farklı tasarım kararlarıyla hayata geçirilmiştir.

Özellik	Proje A — Plaka Tespit	Proje B — Araç Plaka Tespit
Rapor kaynağı	rapor.md	TEKNIK_RAPOR.md
Masaüstü uygulama	app.py (sade/gri tema)	gui.py + batch_gui.py (lacivert/cyan tema)
Nesne tespiti	YOLO11n (Ultralytics)	YOLO11n (Ultralytics)
OCR motoru	EasyOCR (tek motor)	EasyOCR + PaddleOCR (çift motor)
Ön işleme varyant sayısı	5 versiyon × 2 ölçek = 10 varyasyon	9 varyant × 2 motor = 18 aday
Sonuç seçimi	En çok tekrar eden metin (basit oylama)	Ağırlıklı skor formülü ile oylama
Format doğrulama	Hindistan plaka regex + karakter karışıklığı düzeltmesi	Uzunluk/format tabanlı bonus puanlama
Eğitim denemesi sayısı	5 (train ... train-5)	1 (50 epoch)
Veri seti büyüklüğü	1.653 görsel	432 görsel

Ortak olarak kullanılan başlıca teknolojiler: Python, OpenCV (görüntü işleme), Ultralytics YOLO (nesne tespiti), Tkinter (masaüstü arayüz) ve Pandas/CSV tabanlı test-sonuç kayıtları.

3. Veri Setleri

3.1 Proje A — “Plaka Tespit” Veri Seti (1.653 Görsel)

Proje A'nın veri seti, iki farklı kaynaktan toplanan görüntülerin birleştirilmesiyle oluşturulmuştur:

Klasör / Küme	Görüntü Sayısı
images/train (eğitim)	1.486
images/val (doğrulama)	167
images/train_temizlenecek	42
check (örnek kontrol çıktıları)	20
Toplam etiketli görüntü (train + val)	1.653

3.1.1 Görüntü Kaynak Analizi

Eğitim setindeki 450 görüntü (%30,3), altı farklı videodan (video2, video3, video4, video10, video11, video12) çıkarılan karelerden oluşmaktadır; doğrulama setinin tamamı (167 görüntü) ise video5, video6, video8 ve video9 kaynaklı karelerden oluşmaktadır. Eğitim setindeki kalan 1.036 görüntü (%69,7) ise internetten toplanmış, eyalet plaka koduna göre organize edilmiş (AP, DL, KA, MH, TN vb.) ve sentetik/örnek plakalı görüntüleri içermektedir.

Video Kaynağı	Görüntü Sayısı	Ayrım
video2	68	Train
video3	79	Train
video4	74	Train
video10	41	Train
video11	180	Train
video12	8	Train
video5	33	Val
video6	43	Val
video8	70	Val
video9	20	Val

3.1.2 Veri Sızıntısı (Data Leakage) Kontrolü

Train ve val setlerinin bağımsızlığı iki şekilde doğrulanmıştır: aynı dosya adının her iki sette de bulunup bulunmadığı kontrol edilmiş (0 eşleşme) ve video kaynağı düzeyinde eğitim (video 2,3,4,10,11,12) ile doğrulama (video 5,6,8,9) kümelerinin tamamen farklı videolardan oluştuğu teyit edilmiştir. Daha önce train setindeki video4 kaynaklı 2 görüntünün yanlışlıkla val setinde de bulunduğu tespit edilmiş, video kaynağı bazlı bölünme uygulanarak bu sorun giderilmiştir.

3.1.3 Temizlenmesi Gereken 42 Görüntü

images/train_temizlenecek klasöründeki 42 görüntü, kalite kontrolünden geçirilmiş ve üç sorun kategorisinde toplanmıştır: 13 görüntüde plaka boyutu çok küçük, 27 görüntüde bulanıklık/düşük odak (video kaynaklı karelerin çoğunluğu) ve 2 görüntüde yetersiz ışık koşulu tespit edilmiştir. Bu görüntülerin eğitim setinden çıkarılması veya yeniden etiketlenmesi önerilmiştir.

3.2 Proje B — “Araç Plaka Tespit” Veri Seti (432 Görsel)

Proje B'nin veri seti, ağırlıklı olarak Hindistan plaka standardına uygun, internetten toplanmış araç görüntülerinden oluşmaktadır. Ham veri, her görüntü için bir Pascal VOC XML etiket dosyası içerecek şekilde hazırlanmış; convert_to_yolo.py betiği ile YOLO kutu formatına dönüştürülmüş ve %80/%20 oranında eğitim/doğrulama olarak rastgele ayrılmıştır (seed=42).

Klasör / Küme	Görsel Sayısı
images/train (eğitim)	345
images/val (doğrulama)	87
raw/images (ham kaynak)	432
Toplam etiketli görsel	432

dataset_kontrol.py betiği ile veri setinin bütünlüğü doğrulanmış; her görüntünün karşılığı olan etiket dosyasının bulunup bulunmadığı ve etiket dosyalarındaki sınıf/koordinat değerlerinin geçerliliği kontrol edilmiştir.

3.3 İki Veri Setinin Karşılaştırması

Özellik	Proje A	Proje B
Toplam görsel	1.653	432
Kaynak çeşitliliği	Video (%30,3) + İnternet (%69,7)	Ağırlıklı internet kaynaklı
Veri sızıntısı kontrolü	Video kaynağı bazlı, doğrulanmış	Rastgele split (seed=42)
Bilinen kalite sorunları	42 görsel (bulanık/küçük/karanlık)	Belirtilmemiş
Train/Val oranı	%89,9 / %10,1	%80 / %20

Proje A'nın veri seti yaklaşık 3,8 kat daha büyüktür ve video kaynaklı görüntüler sayesinde gerçek trafik koşullarına (düşük çözünürlük, hareket bulanıklığı, doğal bozulma) daha yakın örnekler içermektedir. Bu farkın Bölüm 5-6'da görüleceği üzere plaka tespiti başarımına doğrudan yansıdığı değerlendirilmektedir.

4. Algoritmalar

4.1 Plaka Tespiti (YOLO11n) — Ortak Mimari

Her iki projede de plaka bölgesinin görüntü üzerindeki konumunun belirlenmesi için Ultralytics YOLO11 mimarisinin “nano” (yolo11n) sürümü temel model olarak kullanılmıştır. Eğitilmiş model bir görüntü üzerinde çalıştırıldığında, her tespit için koordinatlar (x1, y1, x2, y2) ve bir güven skoru (confidence) elde edilmekte; tespit edilen bölgenin etrafına bir kenar payı eklenerek plaka bölgesi orijinal görüntüden kırılmaktadır. Proje A'da bu pay 20 piksel sabit değer olarak (app.py), Proje B'de ise oransal olarak (yatayda %15, dikeyde %25; yolo_ocr.py) uygulanmaktadır.

4.2 Proje A: OCR Boru Hattı (EasyOCR + Format Doğrulama)

Kırılan plaka görüntüsü 5 farklı versiyona dönüştürülmektedir: orijinal renkli görsel, gri tonlama, CLAHE (kontrast sınırlı histogram eşitleme), keskinleştirme (unsharp masking) ve Otsu eşikleme. Her versiyon 2x ve 3x ölçeklerde EasyOCR'a verilerek toplam 10 varyasyon üretilmektedir. Elde edilen tüm OCR sonuçları arasında en çok tekrar eden metin “en iyi tahmin” olarak seçilmektedir (basit çoğunluk oylaması).

Okunan metin, Hindistan plaka standardına ait düzenli ifadelerle (regex) doğrulanmaktadır: tam format (XX##XXX#### — 36 eyalet kodu ile eşleşme) veya kısa format (###XXX####). Sık karışan karakterler (O/O, I/I, S/5, B/8, G/6) için smart_correct fonksiyonu otomatik alternatif adaylar üreterek format eşleşmesini yeniden dener. Sonuç üç kategoriden birine atanır:

- HİNDİSTAN: standart Hindi plaka formatıyla tam örtüşen sonuçlar (yeşil işaret),
- KISA: kısa/özel formatlı sonuçlar (turuncu işaret),
- TANIMSIZ: format doğrulanamayan ancak en olası metin olarak sunulan sonuçlar (turuncu işaret).

4.3 Proje B: OCR Boru Hattı (EasyOCR + PaddleOCR Oylaması)

Proje B'de kırılan plaka görüntüsü 6-8 kat büyütüldükten sonra 9 farklı ön işleme varyantına (original, gray, clahe, bilateral, sharpen, otsu, adaptive, morph_close, morph_dilate) dönüştürülmekte; her varyant hem EasyOCR hem PaddleOCR ile ayrı ayrı işlenerek toplam 18 aday sonuç elde edilmektedir. Adaylar, yöntemle özgü ağırlıklar (paddle=1,10, clahe/sharpen/otsu=1,05 vb.) ve aşağıdaki formülle hesaplanan bir karar skoruyla değerlendirilmektedir:

$$\text{skor} = (\text{ort_conf} \times 0.30) + (\text{max_conf} \times 0.20) + (\text{destek_skoru} \times 0.25) + (\text{ağırlıklı_destek} \times 0.10) + (\text{format_skoru} \times 0.15)$$

En yüksek skora sahip aday nihai plaka metni olarak seçilmekte ve YÜKSEK / ORTA / DÜŞÜK olmak üzere üç kalite seviyesinden biriyle etiketlenmektedir (bkz. Bölüm 6.2).

4.4 İki OCR Yaklaşımının Karşılaştırması

Özellik	Proje A	Proje B
OCR motoru sayısı	1 (EasyOCR)	2 (EasyOCR + PaddleOCR)
Aday sayısı	10 (5 versiyon × 2 ölçek)	18 (9 varyant × 2 motor)
Seçim yöntemi	Çoğunluk oylaması (en sık tekrar)	Ağırlıklı skor formülü
Format doğrulama	Bölgeye özel regex + karakter düzeltme	Uzunluk/format bonus puanı
Çıktı kategorileri	HİNDİSTAN / KISA / TANIMSIZ	YÜKSEK / ORTA / DÜŞÜK

5. Model Eğitimi ve Performans — Proje A

Proje A'da YOLO11n modeli, artan karmaşıklıkta beş ayrı denemeyle eğitilmiştir. İlk iki deneme (train, train-2) tek epoch'luk “duman testi” (smoke test) niteliğindedir; boru hattının uçtan uca çalışıp çalışmadığını doğrulamak ve sonuçların kararlılığını (determinism) test etmek amacıyla yapılmıştır. Sonraki üç deneme (train-3, train-4, train-5) 50'şer epoch'luk tam eğitimlerdir.

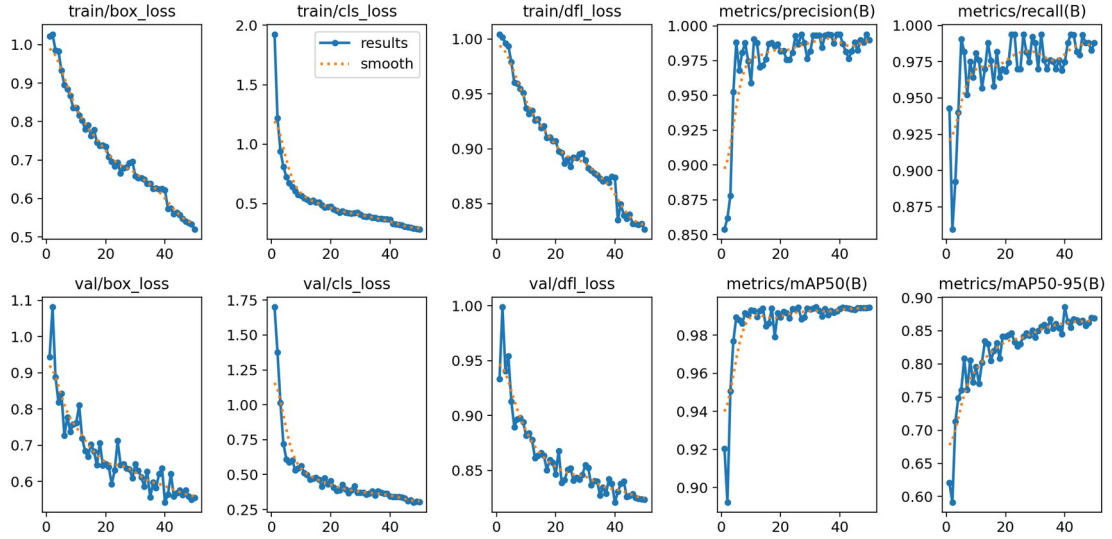
Deneme	Amaç	Epoch	Batch	Süre	mAP50
train	Duman testi	1	4	~9 dk	0,895
train-2	Duman testi tekrarı	1	4	~11 dk	0,895

Deneme	Amaç	Epoch	Batch	Süre	mAP50
train-3	Tam eğitim #1	50	4	~6,7 saat	0,994
train-4	Tam eğitim #2 (büyük batch)	50	8	~6,2 saat	0,994
train-5	Devam eğitimi (final)	50	8	~3,9 saat	0,994

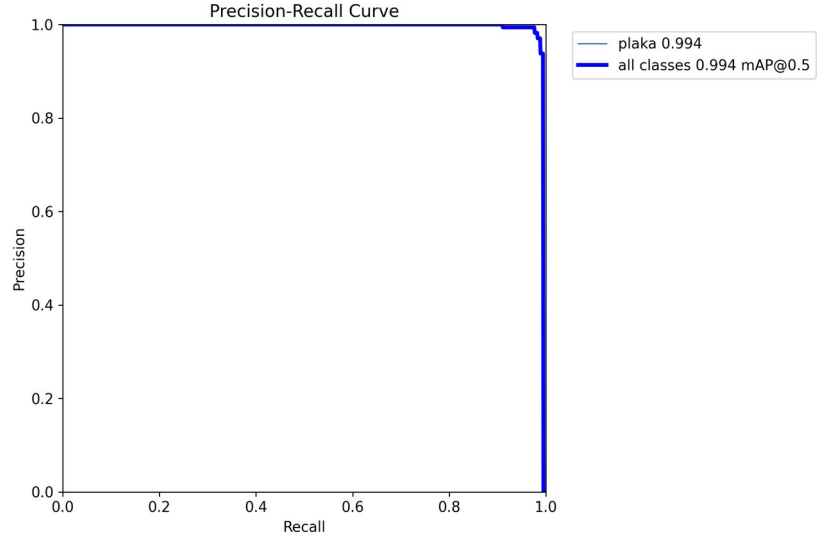
Toplamda 5 deneme ve yaklaşık 23 saatlik eğitim süresi harcanmıştır. train-3, train-4 ve train-5 neredeyse aynı mAP@50 değerine (0,994) ulaşmış olsa da, train-5'in mAP@50-95 değeri (0,8859, 40. epoch) tüm denemeler arasında en yüksek olup, train-4'ten devam eden ince ayarın (fine-tuning) kutu sınırlarının hassasiyetini artırdığını göstermektedir. Bu nedenle train-5/weights/best.pt nihai model olarak uygulamada (app.py) kullanılmaktadır.

5.1 Nihai Model (train-5) Performans Metrikleri

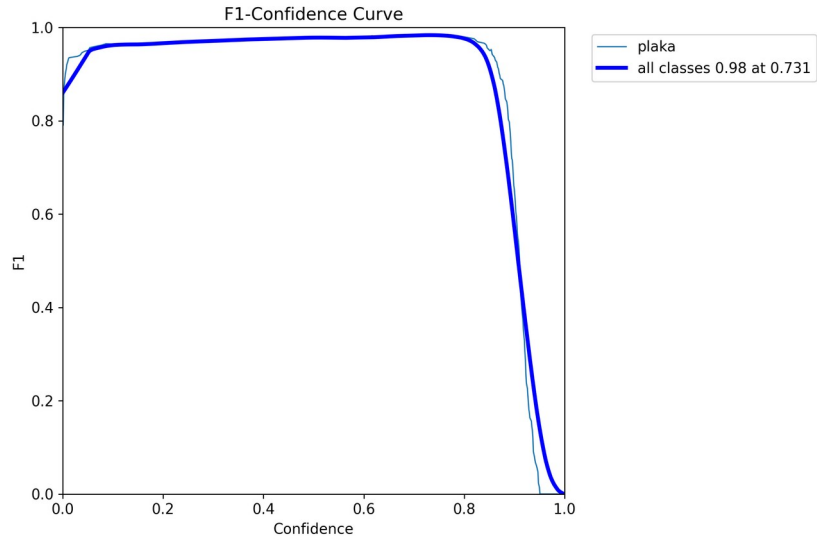
Metrik	Değer (50. epoch)
Precision	0,990
Recall	0,988
mAP@50	0,994
mAP@50-95	0,869
Val Box Loss	0,555
Val Cls Loss	0,303



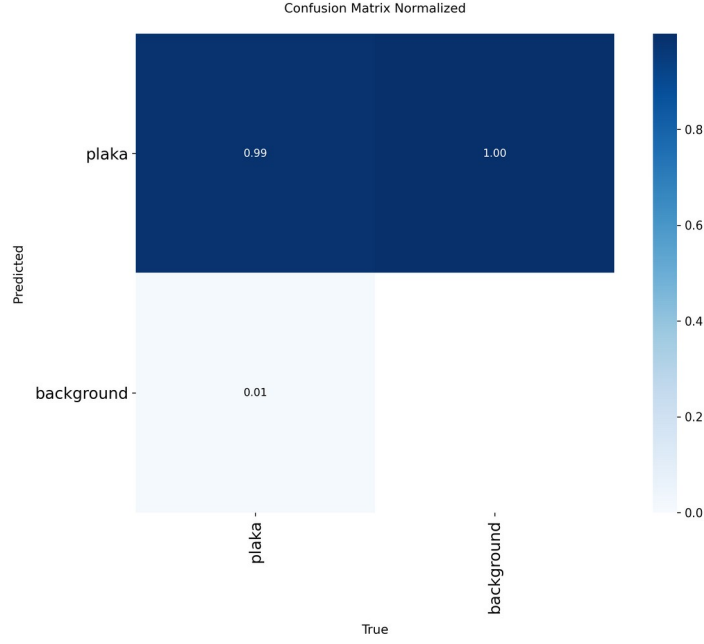
Şekil 5.1: Proje A — train-5 (final model) eğitim boyunca kayıp ve metrik eğrileri



Şekil 5.2: Proje A — train-5 Precision-Recall eğrisi



Şekil 5.3: Proje A — train-5 F1 güven eşiği eğrisi



Şekil 5.4: Proje A — train-5 normalleştirilmiş karmaşıklık matrisi

5.2 Örnek Uçtan Uca Sonuçlar

Farklı zorluk seviyelerindeki test görüntüleri üzerinde elde edilen örnek sonuçlar aşağıda özetlenmiştir:

- Başarılı örnek (video5_130): YOLO tespiti 0,933 güvenle plaka bölgesini bulmuş; OCR sonucu MH03CS6266 (0,98 OCR güveni) ile Hindistan formatına tam uymuştur (Maharashtra eyaleti).
- Kısmi başarı (video5_0): YOLO tespiti 0,910 güvenle çalışmış; OCR sonucu HHOIBY7658 (0,83 güven) Hindi formatına tam eşleşmemiş, gerçek plakanın MH01BY7658 olabileceği ve karakter dönüşüm hataları bulunduğu değerlendirilmiştir.
- Zorlu örnek (video4_3860): YOLO tespiti 0,899 güvenle çalışmış; düşük çözünürlük/zorlu koşullar nedeniyle OCR yalnızca kısmi bir okuma (20V8021, 0,61 güven) üretebilmiştir.

Bu örnekler, YOLO tabanlı tespit aşamasının çok güvenilir çalıştığını, ancak OCR aşamasının özellikle kabartmalı/düşük kontrastlı plakalarda karakter düzeyinde hatalar yapabildiğini göstermektedir — bu gözlem Proje B'de de benzer şekilde tekrarlanmaktadır (bkz. Bölüm 6).

5.3 Veri Seti Büyüklüğü Üzerine Değerlendirme

Proje raporunda, yalnızca video kaynaklı 450 görüntüyle (yaklaşık Proje B ölçeğinde) eğitim yapılması senaryosu ayrıca değerlendirilmiştir. Bu senaryonun daha temiz veri ve daha gerçekçi dağılım gibi avantajları olsa da, model çeşitliliğinin düşük kalması, genelleme kabiliyetinin zayıflaması ve val setinin de aynı video kaynaklarından oluşması nedeniyle video/internet görüntüleri arasındaki dağılımı doğru ölçememe riski taşıdığı belirtilmiştir. Bu nedenle 1.653 görüntülük mevcut veri setinin (hem video hem

internet kaynaklarını içeren) daha dengeli ve genelleme kabiliyeti yüksek bir model ürettiği sonucuna varılmıştır.

6. Model Eğitimi ve Performans — Proje B

Proje B'de YOLO11n modeli, 432 görüntülük veri seti üzerinde tek bir denemede 50 epoch boyunca eğitilmiştir.

Parametre	Değer
Epoch Sayısı	50
Batch Büyüklüğü	8
Görüntü Boyutu	640×640
Optimizier	otomatik (SGD)
Öğrenme Hızı (lr0)	0,01
Conf / IoU Threshold	0,35 / 0,45
En iyi epoch	25

Metrik	Değer (en iyi epoch: 25)
Precision	0,918
Recall	0,856
mAP@50	0,909
mAP@50-95	0,497
Val Box Loss	1,486
Val Cls Loss	0,939

Not: Proje B'nin eğitim çıktı klasörü (runs/detect/), rapora kaynaklık eden dosya kümesinde bulunmadığından bu bölümde grafik yerine TEKNİK_RAPOR.md'de raporlanan metrik tabloları kullanılmıştır.

6.1 Görüntü Ön İşleme Varyasyonları

Kırılan plaka görüntüsü OCR öncesinde 9 farklı ön işleme varyantına dönüştürülmektedir. Aynı plaka görüntüsü üzerinde uygulanan başlıca varyantlar aşağıda gösterilmiştir.



Şekil 6.1: Proje B — aynı plaka görüntüsü üzerinde uygulanan ön işleme varyasyonları (ocr.py)

6.2 Toplu OCR Test Sonuçları (20 Görssel)

ocr_batch_test.py betiği ile 20 görüntü üzerinde gerçekleştirilen toplu testin genel istatistikleri:

Metrik	Değer
OKUNAMADI	2 (%10)
YÜKSEK kalite	4 (%20)
ORTA kalite	7 (%35)
DÜŞÜK kalite	9 (%45)
PaddleOCR kazanan yöntem	6/20 (%30)
Ortalama OCR güven skoru	0,818
OCR bulma oranı	%90

6.3 Karakter Segmentasyonu Denemesi

Ana boru hattına ek olarak, klasik kontur tabanlı bir karakter ayrıştırma yaklaşımı (segment.py) da deneysel olarak geliştirilmiştir. Plaka çerçevesi ve vida başlıkları gibi öğelerin kontur olarak algılanabilmesi nedeniyle bu yöntem geliştirme aşamasında tutulmuş, nihai uygulamada EasyOCR/PaddleOCR tabanlı yaklaşım tercih edilmiştir.



Şekil 6.2: Proje B — kontur tabanlı karakter segmentasyonu denemesi (segment.py)

6.4 Uçtan Uca Örnek Sonuç



Şekil 6.3: Proje B — yolo_ocr.py betiği ile üretilen uçtan uca tespit ve OCR sonucu

7. Masaüstü Uygulamalar

Her iki proje de kendi model ve OCR boru hattını, Tkinter tabanlı ayrı birer masaüstü uygulaması üzerinden kullanıcıya sunmaktadır.

7.1 Proje A — app.py

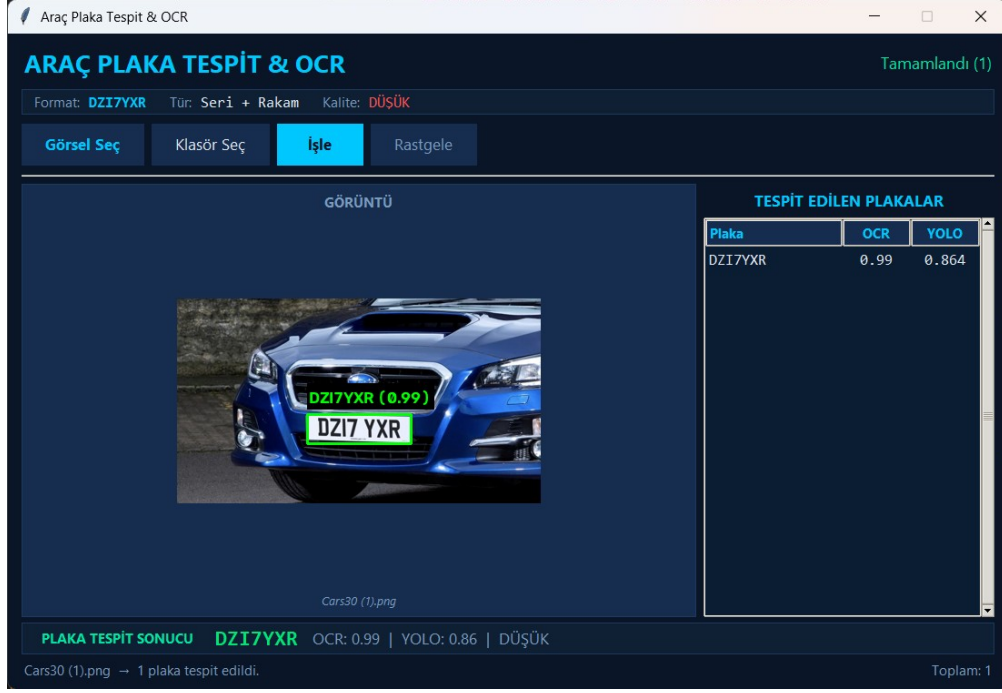
Sade, koyu gri temalı (#1e1e1e) bir arayüz olan app.py; Görsel Seç, Klasör Seç ve İşle butonlarıyla tek görsel veya toplu (klasör bazlı) işlem yapılmasına imkân tanımaktadır. Model ve EasyOCR okuyucusu arka planda (thread) yüklenmekte, tespit edilen her plaka görsel üzerinde renk kodlu bir çerçeve ile işaretlenmektedir (yeşil: HİNDİSTAN formatı doğrulandı, turuncu: KISA/TANIMSIZ). Sağ paneldeki tabloda plaka metni, tür, OCR ve YOLO güven skorları listelenmektedir. Varsayılan tespit eşiği 0,3, OCR minimum güven eşiği 0,2 olarak yapılandırılmıştır.



Şekil 7.1: Proje A masaüstü uygulaması (app.py) — plaka tespit edilmiş çıktı ekranı (RJ27TC0530)

7.2 Proje B — gui.py / batch_gui.py

Proje B'nin arayüzü koyu lacivert/cyan temalı (#0a1628) olup, ek olarak üst bilgi çubuğunda format, tür (Seri+Rakam) ve kalite seviyesi (renk kodlu YÜKSEK/ORTA/DÜŞÜK) bilgisi sunmaktadır. Alt sonuç çubuğunda büyük punto ile plaka metni ve OCR/YOLO güven bilgisi gösterilmekte; Rastgele butonuyla veri setinden rastgele bir görsel seçilebilmektedir.



Şekil 7.2: Proje B masaüstü uygulaması (gui.py) — plaka tespit edilmiş çıktı ekranı (DZ17YXR)

gui.py'ye ek olarak batch_gui.py adlı ikinci bir arayüz, ocr_batch_test.py tarafından üretilen CSV sonuçlarını bir Treeview tablosunda listelemekte; kalite filtresi, sıralama, çubuk grafik istatistikleri ve seçilen kayda ait işlenmiş görsel önizlemesi sunmaktadır. Proje A'da bu tür ayrı bir toplu-sonuç görselleştirme aracı bulunmamaktadır.

7.3 Arayüz Karşılaştırması

Özellik	Proje A (app.py)	Proje B (gui.py)
Tema	Koyu gri (#1e1e1e)	Koyu lacivert/cyan (#0a1628)
Toplu sonuç görselleştirme	Yok	Var (batch_gui.py)
Kalite/format etiketi	HİNDİSTAN / KISA / TANIMSIZ	YÜKSEK / ORTA / DÜŞÜK
Rastgele görsel seçimi	Yok	Var
Varsayılan eşikler	Conf 0,3 / OCR 0,2	Conf 0,35 / IoU 0,45

8. Karşılaştırmalı Değerlendirme ve Literatür Kıyası

8.1 Proje A ile Proje B Arasında Doğrudan Karşılaştırma

Metrik	Proje A (1.653 görsel)	Proje B (432 görsel)
Precision	0,990	0,918
Recall	0,988	0,856
mAP@50	0,994	0,909
mAP@50-95	0,869	0,497
Eğitim süresi (final model)	~3,9 saat (train-5, önceki denemeler dahil ~23 saat)	~92 dakika (tek deneme)
OCR yaklaşımı	Tek motor + çoğunluk oylaması + format regex	Çift motor + ağırlıklı skor oylaması

Sonuçlar, veri seti büyüklüğünün ve çeşitliliğinin (video + internet kaynaklı, veri sızıntısı kontrollü) plaka tespiti başarımı üzerinde belirgin bir etkisi olduğunu göstermektedir: Proje A, yaklaşık 3,8 kat daha büyük bir veri seti ve 5 kademeli eğitim stratejisiyle mAP@50-95 metriğinde Proje B'ye kıyasla belirgin bir üstünlük (0,869'a karşı 0,497) sağlamıştır. Bu fark, özellikle kutu sınırlarının piksel düzeyinde hassasiyetini yansıtan mAP@50-95 metriğinde daha görünürdür; mAP@50 metriğinde fark (0,994'e karşı 0,909) görece olarak daha küçüktür.

OCR tarafında ise iki proje farklı stratejiler izlemiştir: Proje A, tek bir OCR motorunu bölgeye özgü format doğrulama ve karakter karışıklığı düzeltmesiyle güçlendirirken; Proje B, iki farklı OCR motorunun çıktısını ağırlıklı bir skoreleme formülüyle birleştirmektedir. Proje B'nin 20 görsellik test setinde elde ettiği %90 OCR bulma oranı ile Proje A'nın örnek uçtan uca sonuçlarında gözlenen karakter düzeyindeki hatalar (Bölüm 5.2), her iki yaklaşımda da OCR aşamasının plaka tespitine kıyasla daha zorlayıcı bir problem olduğunu doğrulamaktadır.

8.2 Literatürle Karşılaştırma

Çalışma	Plaka Tespiti	Karakter Tanıma / OCR	Yöntem
Aksel [1]	Belirtilmemiş (kural tabanlı)	RandomForestClassifier	Kural tabanlı tespit + klasik ML
Kaplan vd. [2]	%99,25 (bütünleşik)	Yapay sinir ağı (Levenberg-Marquardt)	GSKB + YSA
Yavuz [3]	%92	%90 (bölünme %95)	Çizgiye dayalı yöntem + şablon eşleme
Proje A (bu çalışma)	mAP@50 = %99,4	Tek motor + format doğrulama	YOLO11n (5 deneme) + EasyOCR
Proje B (bu çalışma)	mAP@50 = %90,9	%90 OCR bulma oranı	YOLO11n (1 deneme) + EasyOCR/PaddleOCR oylaması

Bu karşılaştırma yapılırken, Kaplan vd. [2] ve Yavuz [3] çalışmalarının kontrollü koşullarda (sabit kamera-araç mesafesi, standart Türk plaka formatı) toplanmış görece küçük ve homojen veri setleri üzerinde test edildiği; buna karşın bu projedeki her iki veri setinin de farklı açı, ışık koşulu ve plaka formatlarını (ağırlıklı Hindistan standardı) içeren daha heterojen kaynaklardan derlendiği göz önünde bulundurulmalıdır. Proje A'nın plaka tespitindeki %99,4 mAP@50 değeri, Kaplan vd. [2]'nin bildirdiği %99,25 bütünleşik başarı oranına yakın bir düzeydedir; bu da büyük ve çeşitlendirilmiş veri setiyle yürütülen çok denemeli derin öğrenme eğitiminin, klasik yöntemlerle elde edilen sonuçlarla rekabet edebilir düzeyde olduğunu göstermektedir. Proje B'nin görece olarak daha küçük veri setiyle elde ettiği %90,9 mAP@50 değeri ise Yavuz [3]'ün %92'lik plaka tespiti başarısına yakın, ancak biraz altında kalmaktadır.

9. Sonuç ve Öneriler

9.1 Proje A İçin Öneriler

- images/train_temizlenecek klasöründeki 42 sorunlu görsel eğitim setinden çıkarılmalı veya yeniden etiketlenmelidir.
- İnternet kaynaklı görsellerde bazı plakaların 10-20 farklı açısı bulunmaktadır; her plaka için azami 3-4 açıyla sınırlama, veri dengesini iyileştirebilir.
- Val seti (167 görsel), train setine (1.486 görsel) kıyasla küçük kalmaktadır; %15-20 oranına çıkarılması (220-300 görsel) daha güvenilir doğrulama sağlayabilir.
- Tek epoch'luk deneme klasörleri (train, train-2) disk alanından tasarruf için temizlenebilir.

9.2 Proje B İçin Öneriler

- OCR DÜŞÜK kalite oranı yüksektir (%45); daha fazla eğitim verisi veya plaka format filtrelerinin sıkılaştırılması önerilir.
- mAP@50-95 değeri (0,497) görece düşüktür; Proje A'daki gibi çok denemeli/daha uzun eğitim stratejisi ve veri artırma ile bu değer yükseltilebilir.
- Veri seti büyütülerek (432 → 1000+) Proje A ile karşılaştırılabilir bir ölçeğe getirilmesi, tespit başarımını artırabilir.

9.3 Ortak Değerlendirme

- Her iki sistemde de kabartmalı/düşük kontrastlı plakalarda OCR hataları gözlemlenmiştir; yönlü aydınlatma simülasyonu veya gölge/parlama giderme gibi ek ön işleme adımları her iki proje için de değerlendirilebilir.
- Sistemler şu an ağırlıklı olarak Hindistan plaka formatına göre ayarlanmıştır; farklı ülke/bölge formatları için format doğrulama kurallarının genişletilmesi gerekmektedir.
- Proje A'nın çok denemeli (5 aşamalı) eğitim stratejisi ile Proje B'nin çift motorlu OCR oylama stratejisinin birleştirilmesi (büyük veri seti + çiftli OCR oylaması), teorik olarak her iki sistemin de tek başına ulaştığından daha yüksek bir genel başarıma ulaşabilir; bu, gelecek çalışmalar için bir öneri olarak değerlendirilebilir.

9.4 Sonuç

Bu proje kapsamında geliştirilen iki sistem, aynı temel problemi (plaka tespiti + OCR) farklı veri ölçeği ve mimari tercihleriyle ele almıştır. Proje A, büyük ve çeşitlendirilmiş bir veri seti üzerinde beş kademeli bir eğitim stratejisiyle plaka tespitinde %99,4 mAP@50 doğruluğa ulaşmış; Proje B ise daha küçük bir veri setiyle, çiftli OCR motoru oylama mekanizmasıyla %90,9 mAP@50 doğruluk ve %90 OCR bulma oranı elde etmiştir. Karşılaştırma, veri seti büyüklüğünün plaka tespiti başarımı üzerinde belirleyici bir etkisi olduğunu, OCR aşamasının ise motor sayısından bağımsız olarak her iki sistemde de en zorlu

adım olmaya devam ettiğini ortaya koymaktadır. Yukarıda özetlenen iyileştirme önerileriyle, özellikle iki yaklaşımın güçlü yönlerinin birleştirilmesiyle, doğruluğun daha da artırılması mümkündür.

Kaynaklar

[1] Projesi, D., & Aksel, A. T. Araç Plaka Numarası Tespiti. İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yazılım Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Dönem Projesi.

[2] Kaplan, Ö., Sağiroğlu, Ş., & Çolakoğlu, Ö. F. Araç plaka tanıma sistemi. emo.org.tr.

[3] Yavuz, G. (2008). Plaka Tanıma Sistemi (Yüksek Lisans Tezi). Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.