

# Segmentasi Plat Nomor dan Pengenalan Karakter Optis Kendaraan Tilang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)

### Kelompok 08

Afrah Damara Yani 10222049

Melinda Alberta 10222066

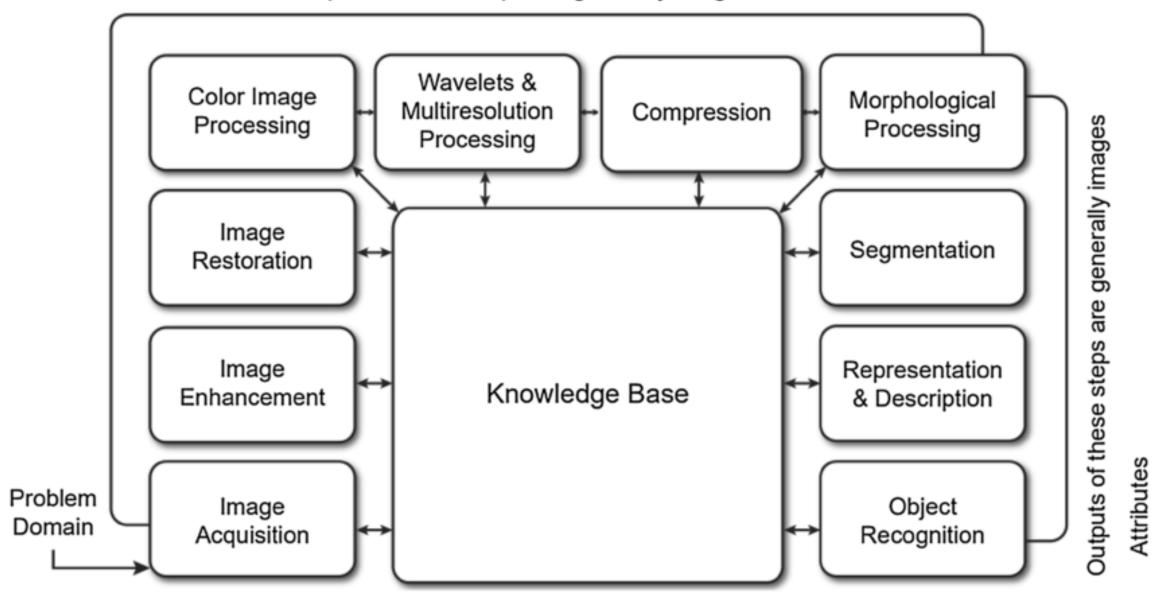
Muhammad Kamal 10222087

Jonathan Lijaya 10222109

# Pengolahan Citra Dasar







Gambar 1. Tahapan Umum Dari Pengolahan Citra Digital [1].

### Tahapan dasar:

Akuisisi → Peningkatan Citra → Pemrosesan Morfologi → Segmentasi plat → Ekstraksi karakter → Pengenalan (CNN).

### Fokus RBL ini:

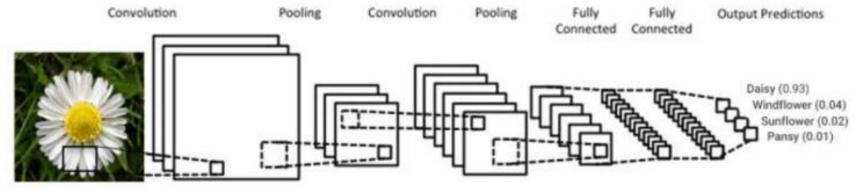
- Image Enhancement
- Segmentation
- Object Detection/Object Recognition

# **Convolutional Neural Network**



# Artificial Neural Network (ANN) Hidden Output

### Convolutional Neural Network (CNN)



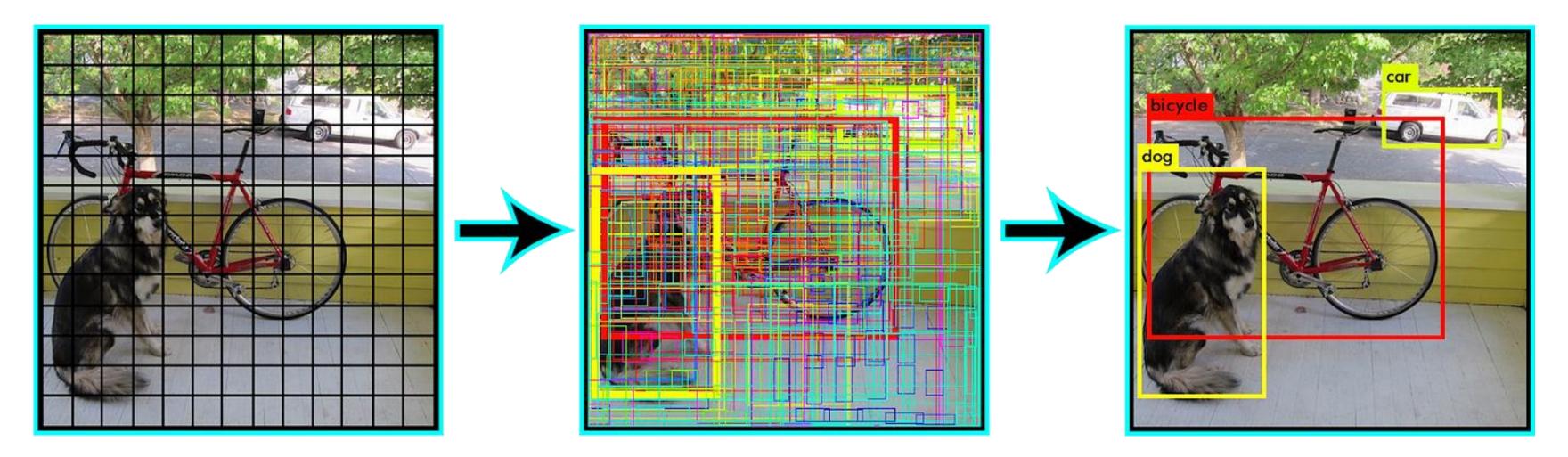
Gambar 2. Ilustrasi Perbandingan *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) [1].

Perbedaan mendasar antara ANN dan CNN terletak pada arsitekturnya:

- ANN (Artificial Neural Network) merupakan jaringan saraf tiruan umum dengan lapisan yang terhubung sepenuhnya.
- CNN (*Convolutional Neural Network*) memiliki lapisan khusus seperti konvolusi dan *pooling* yang dirancang untuk memproses data spasial seperti citra secara efisien.

# Object Detection berbasis CNN dengan YOLO



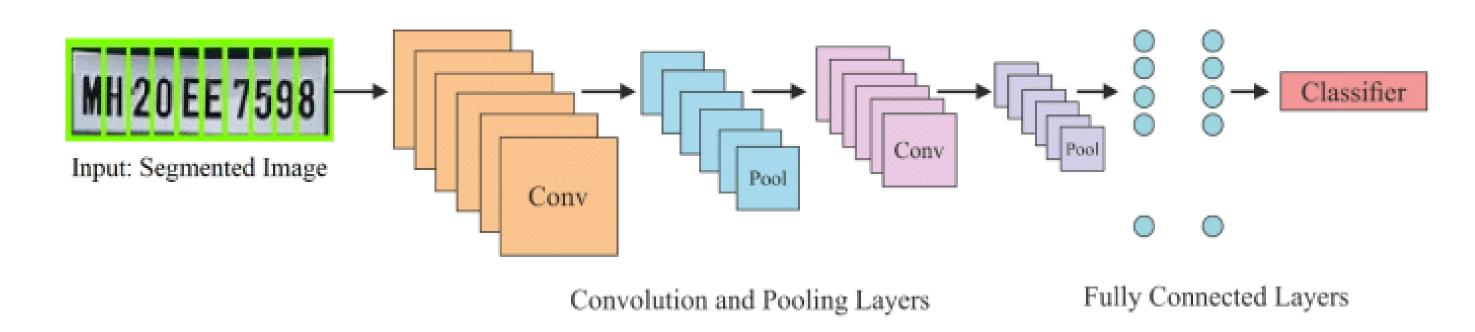


Gambar 3. Ilustrasi Implementasi CNN dengan YOLO untuk Deteksi Objek

YOLO bekerja dengan memproses keseluruhan gambar dalam satu kali lihat (single pass) melalui jaringannya, di mana ia membagi gambar menjadi sebuah grid dan secara bersamaan memprediksi kotak pembatas (bounding boxes), tingkat kepercayaan (confidence scores), dan probabilitas kelas untuk setiap sel grid guna mendeteksi objek.

# OCR dengan CNN





Gambar 4. Arsitektur CNN untuk pengenalan karakter [1]

Dalam OCR *(Optical Character Recognition*), CNN digunakan untuk mengenali karakter (huruf/angka) dari citra yang sudah tersegmentasi (plat nomor).

CNN akan belajar fitur penting secara otomatis tanpa *manual feature engineering*, sehingga toleran terhadap variasi font, rotasi, *noise*, dan ukuran karakter.













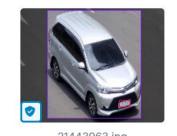






21314838.jpg





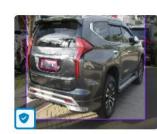
21310916.jpg





















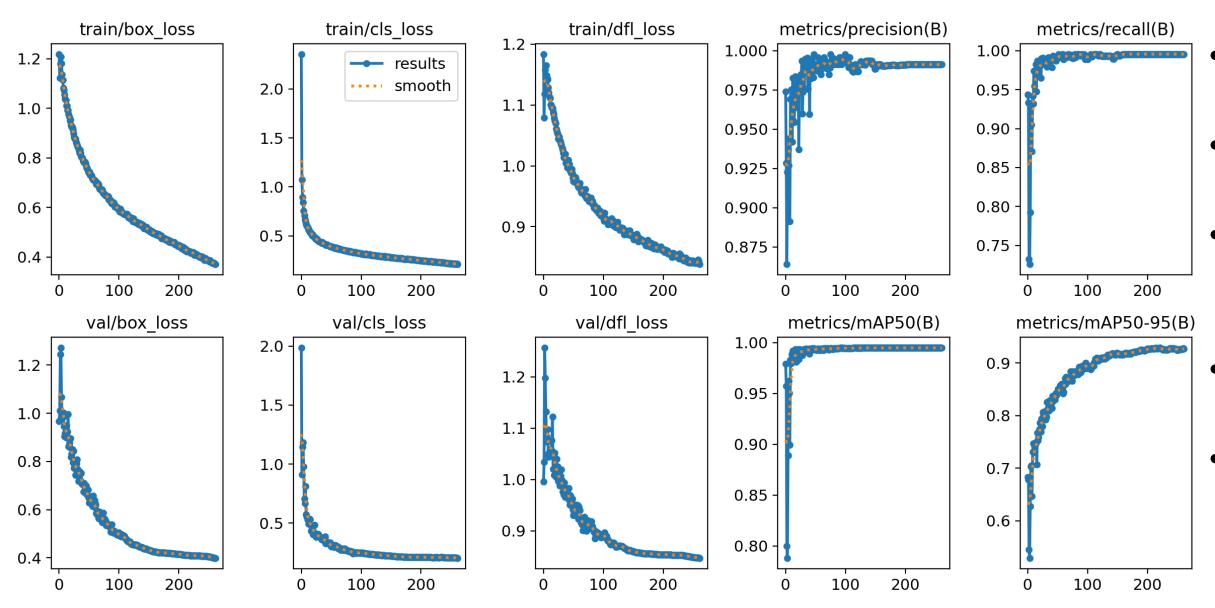
Gambar 5. Dataset yang Sudah Diberi Label untuk Proses Training Model Deteksi

Dataset diperoleh dari dua sumber utama:

- 1. Roboflow: Platform publik berisi dataset gambar plat nomor yang sudah dilabeli (*pre-labeled*)
- 2. Dokumentasi Pribadi: Foto lapangan di area parkir kampus:
  - Parkiran Seni Rupa
  - Parkiran Teknik Sipil
  - Parkiran Gedung Fisika

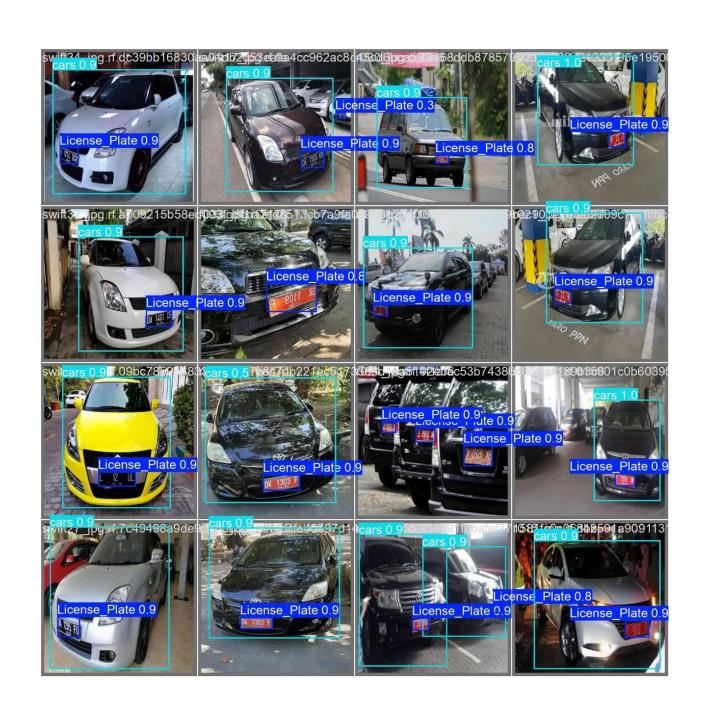
Data dari Roboflow + parkiran kampus *Labelling* → Training YOLO (200 epoch) Evaluasi dengan mAP/presisi/recall





- Loss turun signifikan → model konvergen dengan baik.
- Presisi tinggi (>85%) → minim kesalahan deteksi.
  - Recall (>75%) -> model dapat mendeteksi plat yang ada pada gambar
- mAP50 tinggi (>90%): model akurat dalam mendeteksi lokasi plat.
- mAP50-95 (>80%): model robust terhadap variasi ukuran/posisi/karakter plat



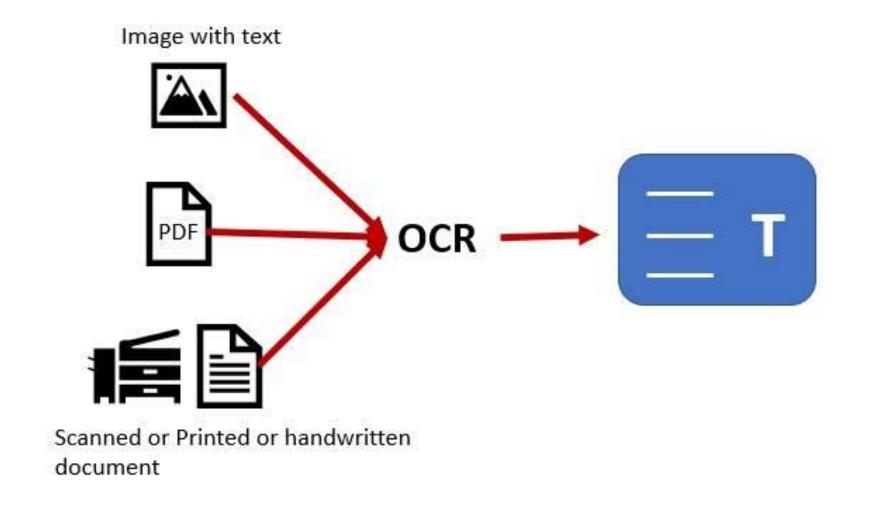


Model YOLO yang dilatih dengan 200 epoch berhasil mencapai performa terbaik dalam deteksi plat nomor:

Metrik	Nilai	Artinya
MAP@50	95.5%	Deteksi bounding box sangat presisi (hampir sempurna menutupi plat)
Presisi	96.1%	Hanya 3.9% deteksi yang salah (minim false positive)
Recall	96.6%	Hampir semua plat berhasil terdeteksi (hanya 3.4% yang terlewat)



### Metode: Optical Character Recognition (OCR)



Gambar 8. Ilustrasi proses OCR dalam sistem [2]

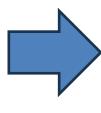
- Proses pengenalan karakter (huruf & angka)
   dari citra plat nomor kendaraan yang sudah
   tersegmentasi.
- Tujuannya mengubah gambar plat nomor menjadi teks digital yang dapat dibaca dan diproses oleh sistem [3].

# Alur Proses Deteksi dan Ekstraksi



### Alur Deteksi Plat Nomor





Deteksi Objek (Plat Nomor) Berbasis Convolutional **Neural Network** (CNN)





**Boundary Box Hasil Deteksi** 

## Alur Pengenalan Karakter Optis (OCR)











Segmentasi Karakter



06269 V B P **D6269VBP** 

Pencocokan Karakter dengan Referensi **Untuk OCR** 

# Hasil dan Diskusi



### Deteksi Berbasis Gambar

Akurasi tinggi pada gambar statis dengan pencahayaan baik dan sudut normal, model mencapai confidence >95% dan mAP 60%. Namun, jika gambar plat tidak frontal atau blur, segmentasi akan gagal dan ekstraksi karakter menjadi sulit.



# Hasil dan Diskusi



### Deteksi Berbasis Video

- mAP >60% untuk aliran video.
- Deteksi stabil pada sudut kamera normal (non-ekstrim), namun deteksi gagal saat kamera terlalu miring.
- Kecepatan pemrosesan cocok dipakai secara real time, namun resolusi karakter turun drastis jika jaraknya jauh dari kamera (karakter salah baca)





# Hasil dan Diskusi



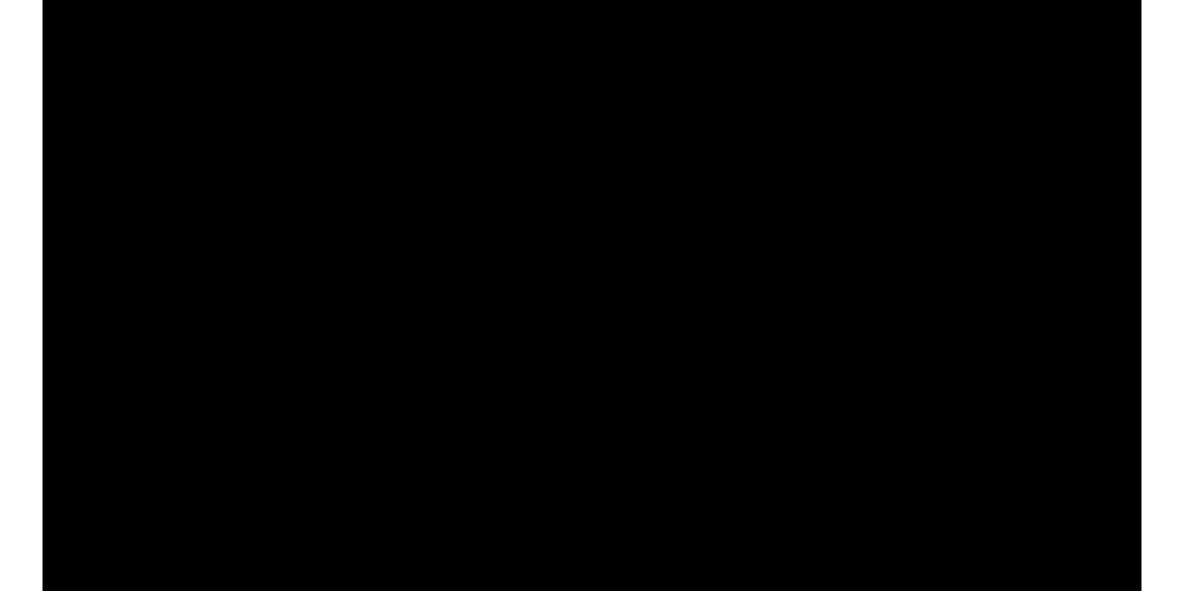
### Deteksi Berbasis *Real-Time*

- Akurasi deteksi tinggi: model mencapai mAP >60% dan confidence tinggi dalam penggunaan real time.
- Kecepatan optimal: pemrosesan standar → cocok untuk CCTV parkiran kampus.

### Pembacaan karakter inkonsisten ketika:

- Sudut ekstrim
- Orientasi tidak standar

Perlu dilatih lebih atau dilakukan transformasi agar OCR tetap bisa membaca.



# Kesimpulan



- 1. Akurasi tinggi dalam kondisi ideal: pada gambar dengan pencahayaan baik dan sudut normal, model mencapai confidence >95% dan mAP 60%. Deteksi real time berjalan baik dan cocok untuk sistem CCTV parkiran kampus.
- 2. Konsistensi deteksi objek: model berhasil mendeteksi plat nomor pada berbagai skenario (gambar statis, video dan real time) dengan mAP konsisten >60%
- 3. Gangguan visual: Sudut ekstrim/gambar blur/gambar resolusi rendah, mengakibatkan kesalahan baca dan segmentasi karakter.
- 4. Inkonsisten OCR: akibat orientasi plat tidak standar atau resolusi rendah karena jarak kamera jauh.



# Terima Kasih

FI3271 – Analisis Data dengan Mesin Pembelajaran Kelompok 08