

Penggabungan Metode CRAFT dan CRNN untuk Pengenalan Plat Nomor

FAKHRUDIN RIZKY HUSAINI^{1*}, WINARNO SUGENG²

¹Program Studi Informatika, Institut Teknologi Nasional Bandung

Email: fakhrudinhusaini@mhs.itenas.ac.id

Received 13 01 2023 | Revised 20 01 2023 | Accepted 20 01 2023

ABSTRAK

Pada saat ini perkembangan teknologi machine learning yang merupakan bagian dari Artificial Intelligence (kecerdasan buatan) telah banyak digunakan untuk mempermudah pekerjaan manusia, seperti melakukan pengenalan karakter pada plat nomor otomatis atau Automatic License Plate Detection and Recognition (ALPR). Penelitian ini dilakukan dengan tujuan dapat melakukan pengenalan karakter pada plat nomor dengan memanfaatkan keunggulan metode CRAFT sebagai deteksi teks berdasarkan kode plat, nomor polisi, dan kode daerah serta memanfaatkan keunggulan metode CRNN sebagai pengenalan teks pada masing-masing bagian wilayah pada plat nomor. Dataset yang digunakan yaitu synthetic dataset yang dibuat menggunakan library python. Pengujian pengenalan teks pada plat nomor dilakukan pada citra uji synthetic dan citra uji plat nomor asli yang didapat dari Kaggle.com, github.com, dan images.google.com. Dan proses training model dengan dataset synthetic telah menghasilkan model terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 0.9839 dan loss terendah 0.0414.

Kata kunci: CRNN, CRAFT, ALPR, machine learning

ABSTRACT

At this time the development of machine learning technology which is part of Artificial Intelligence (artificial intelligence) has been widely used to facilitate human work, such as performing character recognition on automatic license plates or Automatic License Plate Detection and Recognition (ALPR). This research was conducted with the aim of being able to perform character recognition on license plates by taking advantage of the advantages of the CRAFT method as text detection based on plate codes, police numbers, and regional codes as well as taking advantage of the advantages of the CRNN method as text recognition in each part of the area on license plates. The dataset used is a synthetic dataset created using the python library. Text recognition testing on license plates was carried out on synthetic test images and original license plate test images obtained from Kaggle.com, github.com, and images.google.com. And the model training process with synthetic datasets has produced the best model with the highest accuracy of 0.9839 and the lowest loss of 0.0414.

Keywords: CRNN, CRAFT, ALPR, machine learning

1. PENDAHULUAN

Saat ini teknologi berkembang pesat, salah satunya adalah teknologi *machine learning* yang merupakan bagian dari *Artificial Intelligence* (kecerdasan buatan) dan telah banyak digunakan untuk mempermudah pekerjaan manusia, seperti melakukan pengenalan karakter pada plat nomor otomatis atau *Automatic License Plate Detection and Recognition* (ALPR). Pengenalan plat nomor otomatis telah menjadi penelitian umum karena meningkatnya jumlah kamera di berbagai kota (Dalarmelina, Teixeira, & Meneguet, 2019). Pengenalan plat nomor otomatis dapat sangat berguna dalam kehidupan sehari-hari, misalnya pencatatan plat nomor secara otomatis yang akhir-akhir ini telah diterapkan di beberapa kota dalam sistem E-Tilang ataupun pada sistem pelayanan parkir yang masih dilakukan secara manual oleh kasir dengan melakukan pencatatan berulang kali (Munawar, Rusman, & Rizky, 2021).

Plat nomor merupakan sebuah identitas dari setiap kendaraan, plat nomor kendaraan terdiri dari kombinasi huruf dan angka, dengan setiap huruf dan angka berisi informasi mengenai kode propinsi dan kode daerah kendaraan tersebut terdaftar (Harani, Prianto, & Hasanah, 2019). Tanda Nomor Kendaraan Bermotor (TNKB) atau sering disebut dengan plat nomor merupakan tanda untuk kendaraan bermotor yang didalamnya terdapat kode wilayah (huruf), nomor polisi (angka), dan kode/seri akhir wilayah (huruf) (Cahyo, 2019). Dengan adanya pembagian wilayah pada plat nomor, diperlukan sebuah metode yang dapat mengetahui tata letak teks dengan mengelompokkan karakter menjadi satu. Metode yang dapat digunakan yaitu metode *Character Region Awareness for Text Detection* (CRAFT).

Youngmin Baek, Bado Lee, Dongyoon Han, Sangdoon Yun, dan Hwalsuk Lee telah melakukan penelitian pada tahun 2019 dengan judul "*Character Region Awareness for Text Detection*", pada penelitian tersebut mengusulkan metode deteksi adegan baru untuk mendeteksi area teks secara efektif dengan menjelajahi setiap karakter. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan VGG-16 dengan normalisasi *batch* yang diadopsi sebagai *backbone*. Penelitian ini telah menghasilkan model deteksi teks baru yaitu CRAFT yang mampu mendeteksi gambar teks adegan yang rumit, seperti teks yang berorientasi acak, melengkung, atau cacat dan menghasilkan akurasi *testing* sebesar 97,4 % dengan menggunakan dataset IC13 sebagai data latih (Baek, Lee, Han, Yun, & Lee, 2019).

Untuk mengetahui karakter tiap wilayah pada plat nomor dibutuhkan sebuah teknologi atau algoritma yang dapat mengenali karakter dalam bentuk gambar. Salah satu algoritma yang berfungsi untuk memindai gambar dan mengubahnya menjadi teks yaitu algoritma *Optical Character Recognition* (OCR) (Ismail, Purnawan, Riyanto, & Nazori, 2020). *Optical Character Recognition* (OCR) adalah salah satu teknologi paling populer untuk mengubah dokumen cetak menjadi dokumen yang dapat dibaca mesin (Nguyen, Jatowt, Coustaty, & Doucet, 2021). Saat ini, teknik OCR telah terintegrasi dengan *deep learning* untuk meningkatkan akurasi pengenalan teks, khususnya untuk plat nomor. Salah satu metode OCR yang telah terintegrasi dengan *deep learning* yaitu *Convolutional Recurrent Neural Network* (CRNN).

Baoguang Shi, Xiang Bai, dan Cong Yao telah melakukan penelitian pada tahun 2017 dengan judul "*An End-to-End Trainable Neural Network for Image-based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition*", dimana pada penelitian tersebut mengusulkan model jaringan saraf baru, yang arsitektur jaringannya dirancang khusus untuk mengenali objek seperti urutan dalam gambar. Model tersebut dibangun dengan mengambil lapisan *convolutional* dan *max-pooling* dari model CNN standar dan digabungkan dengan *deep bidirectional Recurrent Neural Network*. Penelitian ini telah menghasilkan model jaringan saraf baru yaitu *Convolutional Recurrent Neural Network* yang mampu memprediksi kata-

kata dan menghasilkan akurasi *testing* sebesar 97,6% dengan menggunakan dataset IIIT5k sebagai data latih (Shi, Bai, & Yao, 2017).

Berdasarkan uraian sebelumnya, pada penelitian ini akan dilakukan dengan tujuan dapat melakukan pengenalan karakter pada plat nomor dengan memanfaatkan keunggulan metode CRAFT sebagai deteksi teks berdasarkan kode plat, nomor polisi, dan kode daerah serta memanfaatkan keunggulan metode CRNN sebagai pengenalan teks pada masing-masing bagian wilayah pada plat nomor. Penelitian ini diharapkan dapat mengenali teks pada plat nomor dengan membagi tiga bagian.

Penelitian ini menggunakan dataset yang telah dibuat menggunakan *library* yang tersedia pada *python* dengan menggabungkan setiap huruf dan angka agar menjadi sebuah plat nomor atau biasa disebut *synthetic dataset*. Dataset yang digunakan terdiri dari citra yang masing-masing citranya memiliki label berupa nomor plat yang terdapat pada citra. Dataset yang digunakan terdiri dari 5250 citra data latih, 1750 data validasi, dan 1700 data testing. Untuk data testing dibagi menjadi 850 citra yang dibuat oleh *library python* dan 850 citra plat nomor asli yang didapatkan dengan pengumpulan citra dari Kaggle.com, Github.com, dan images.google.com.

2. METODE PENELITIAN

2.1 *Automatic License Plate Detection and Recognition (ALPR)*

Automatic License Plate Detection and Recognition (ALPR) atau deteksi dan pengenalan plat nomor otomatis telah menjadi bidang penelitian yang menarik. ALPR memiliki banyak aplikasi yang potensial dalam bidang transportasi. Teknologi *computer vision* atau algoritma *artificial intelligence* telah diusulkan untuk mengidentifikasi lisensi kendaraan (Hendry & Chen, 2019). Sistem ALPR biasanya mencakup tiga langkah diantaranya, deteksi plat nomor untuk menemukan wilayah plat pada citra, segmentasi karakter untuk memisahkan masing-masing karakter pada plat yang terdeteksi, dan pengenalan karakter untuk mengklasifikasikan setiap karakter yang tersegmentasi (Laroca, et al., 2021).

2.2 *Character Region Awareness for Text detection (CRAFT)*

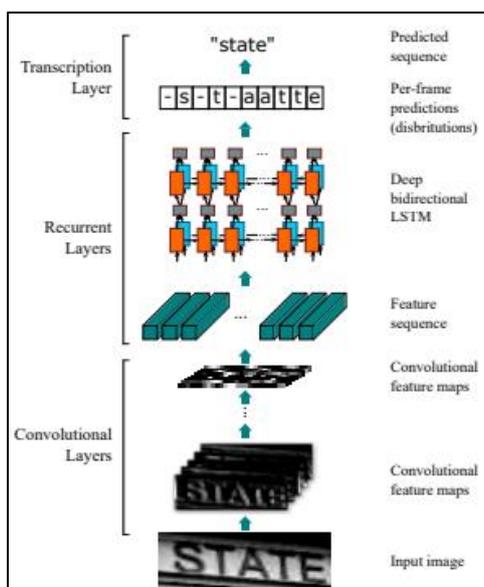
Character Region Awareness for Text detection (CRAFT) merupakan metode pendeteksi teks yang melokalisasi setiap wilayah karakter dan menggabungkan karakter yang terdeteksi menjadi kumpulan karakter (kata). Metode ini membangun jaringan saraf *convolutional* yang menghasilkan skor wilayah karakter dan skor afinitas berdasarkan kerangka kerja CRAFT dengan gambar berupa teks yang telah diproses sebelumnya sebagai masukan (Wang, Zhang, Lei, & Deng, 2020). Dengan demikian, metode ini dapat mendeteksi area teks dari berbagai bentuk teks pada gambar dikarenakan metode ini menjelajah setiap karakter sehingga menjadi satu (Baek, Lee, Han, Yun, & Lee, 2019). Pada gambar 1 dipaparkan visualisasi pendeteksian karakter menggunakan CRAFT dengan berbagai bentuk karakter pada citra. Bagian (a) merupakan hasil prediksi tata letak karakter pada citra dan (b) merupakan hasil deteksi tiap kata pada gambar yang sudah dilengkapi dengan *box*.



Gambar 1. Visualisasi Pendeteksian Karakter Menggunakan CRAFT (Sumber: (Baek, Lee, Han, Yun, & Lee, 2019))

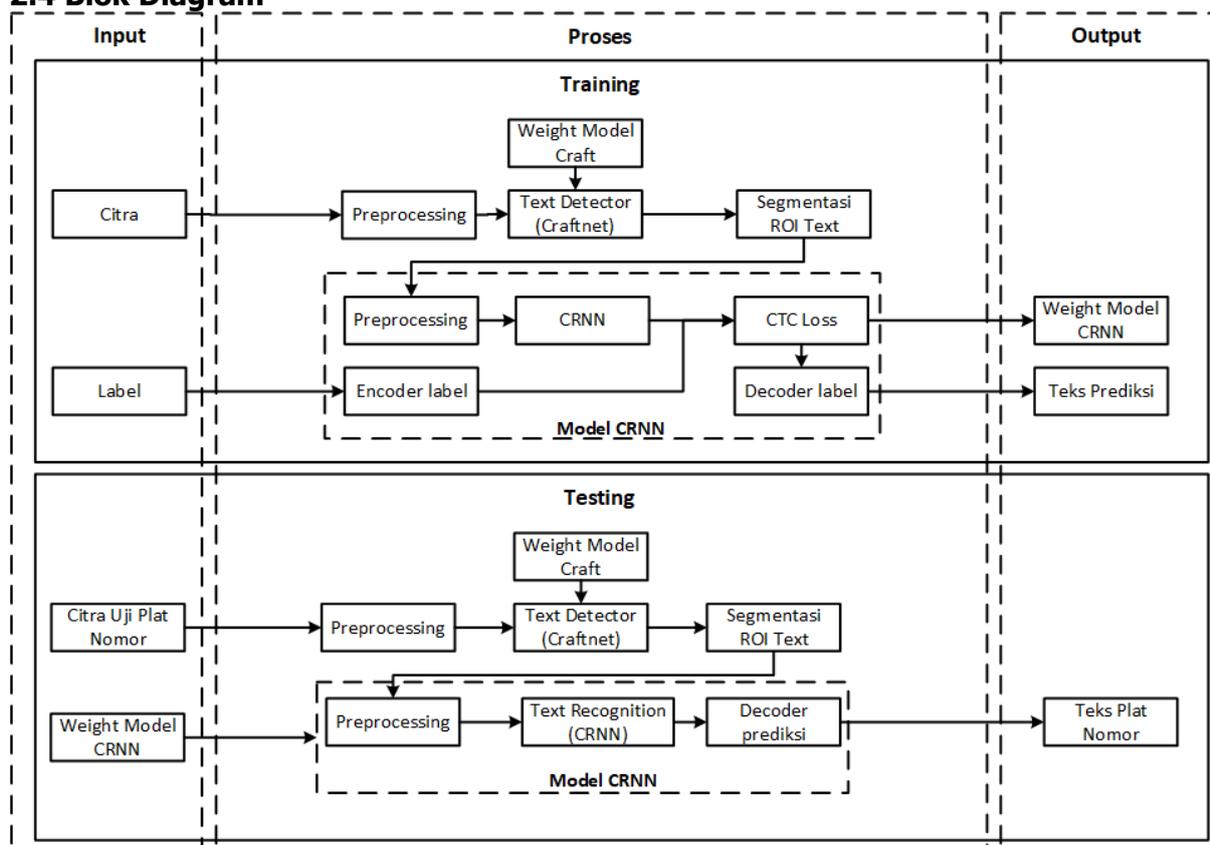
2.3 Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN)

Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN) merupakan metode yang mengintegrasikan keunggulan Convolutional Neural Network (CNN) dan Recurrent Neural Network (RNN). Pada arsitektur CRNN terdiri dari tiga komponen termasuk lapisan konvolusi (CNN), lapisan berulang (RNN), dan lapisan transkripsi. Lapisan CNN digunakan untuk mengekstrak urutan fitur dari setiap gambar masukan, setelah itu lapisan RNN membuat prediksi untuk setiap *frame* dari urutan fitur yang dihasilkan oleh lapisan CNN. Layer transkripsi diimplementasikan untuk menerjemahkan prediksi per-frame dari lapisan RNN ke dalam urutan label. Meskipun CRNN terdiri dari berbagai jenis arsitektur jaringan (CNN dan RNN), CRNN dapat dilatih bersama dengan satu fungsi kerugian (Shi, Bai, & Yao, 2017). Pada gambar 2 telah dipaparkan tahapan CRNN secara garis besar dalam melakukan pengenalan teks.



Gambar 2. Tahapan Pengenalan Karakter Menggunakan CRNN (Sumber: (Shi, Bai, & Yao, 2017))

2.4 Blok Diagram



Gambar 3. Blok Diagram

Pada gambar 1 telah diilustrasikan blok diagram mengenai proses kerja sistem yang didalamnya terdapat dua tahapan, yaitu *training* dan *testing*. Berikut penjelasan dari tahap *training*.

1. Tahap pertama menyiapkan *synthetic dataset* yang telah dibuat beserta label yang mendeskripsikan dari masing-masing citranya.
2. Tahap selanjutnya citra di lakukan *preprocessing*. Pada tahap *preprocessing* citra yang pertama dilakukan perubahan ukuran lebar dan tinggi citra menjadi kelipatan 32 dari ukuran asli citra, dan menormalisasi citra.
3. Hasil citra yang sudah di *preprocessing* selanjutnya dimasukan ke dalam CRAFT untuk mengetahui prediksi tata letak tiap wilayah karakter pada citra dan weight CRAFT ini menggunakan *weight pretrained*. Terdapat dua hasil keluaran dari proses CRAFT yaitu, skor teks dan skor afinitas. Skor teks merupakan hasil dari prediksi tata letak pusat tiap karakter yang terdapat pada gambar dan skor afinitas merupakan hasil probabilitas pusat dari spasi antar karakter yang berdekatan. Dengan adanya kedua skor tersebut, maka akan didapatkan tata letak tiap wilayah karakter pada gambar. Selanjutnya kedua skor tersebut dilakukan tahap *post-processing* untuk memfilter prediksi dengan proses *thresholding*. Setelah itu dilakukan penyesuaian koordinat hasil *post-processing* dengan rasio tinggi serta lebar citra dan masing-masing nilai tersebut dikalikan. Selanjutnya dilakukan pembagian hasil sebelumnya dengan lebar dan tinggi citra asli untuk mendapatkan koordinat tempat dimana saja yang terdapat kata pada citra.
4. Tata letak karakter pada citra tersebut selanjutnya di lakukan segmentasi ROI menjadi 3 bagian yaitu kode plat, nomor polisi, dan kode wilayah sesuai dengan hasil koordinat yang telah didapat sebelumnya.

5. Masing-masing citra tersebut dilakukan *preprocessing* kembali untuk diproses oleh CRNN. Pada tahap proses *preprocessing* ini dilakukan perubahan citra menjadi *grayscale*, perubahan ukuran citra menjadi 100px x 50px, dan menormalisasi citra sehingga citra memiliki nilai negatif dan positif agar lebih mudah untuk di prediksi. Masing-masing citra yang sudah di *preprocessing* selanjutnya diproses oleh CRNN untuk mengetahui prediksi dari citra *dataset*. Pada tahap ini dilakukan mengekstraksi urutan fitur terlebih dahulu untuk mengetahui ciri dari citra tersebut yang dilakukan oleh layer CNN. Kemudian hasil ekstraksi urutan tersebut dilakukan prediksi untuk setiap frame oleh layer RNN.
6. Sebelum proses *encoder* label, dilakukan terlebih dahulu pembuatan kamus yang didalamnya terdapat huruf dan angka A sampai Z dan 0 sampai 9 beserta index dari masing-masing karakter. Selanjutnya pada proses *encoder* label, label dataset tersebut dipecah menjadi beberapa karakter dan melaraskan karakter tersebut dengan kamus yang sudah dibuat sebelumnya untuk mengetahui index dari tiap karakter pada label dan jumlah karakter dari label. Hasil dari prediksi CRNN, ukuran prediksi, hasil dari *encoder label* yang berisi index dari tiap karakter pada label dan jumlah karakter dari label di proses oleh CTC loss dengan melaraskan hasil dan ukuran prediksi dengan hasil.
7. Kemudian hasil prediksi yang sudah ditingkatkan akurasi oleh CTC loss tersebut akan dilakukan proses *decoder* label dengan melaraskan index dari tiap karakter pada hasil prediksi dengan index dari tiap karakter pada kamus untuk mengetahui karakter aslinya.
8. Selanjutnya terdapat 2 keluaran yaitu *weight* dari model yang sudah di latih dan hasil prediksi yang sudah di *decoder*.

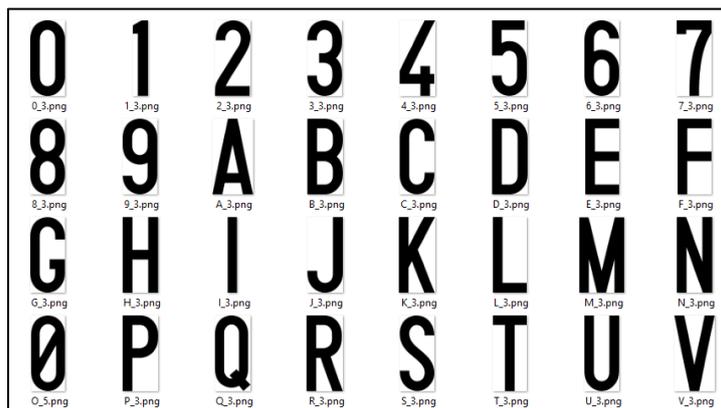
Weight dari model yang sudah di latih tersebut selanjutnya, dilakukan *testing* untuk memastikan *weight* model tersebut sudah layak digunakan atau belum. Berikut penjelasan tahapan testing dari model yang sudah dilatih:

1. Tahap pertama citra uji plat nomor dipersiapkan terlebih dahulu sebagai citra yang akan diuji dan *weight* terbaik dari model yang sudah dilatih, citra uji ini merupakan citra yang berbeda dari citra *dataset* latih dan terdiri dari gambar *synthetic* dan gambar plat nomor asli
2. Tahap selanjutnya citra di lakukan *preprocessing*. Pada tahap *preprocessing* citra yang pertama dilakukan perubahan ukuran lebar dan tinggi citra menjadi kelipatan 32 dari ukuran asli citra, dan menormalisasi citra.
3. Hasil citra yang sudah di *preprocessing* selanjutnya dimasukan ke dalam CRAFT untuk mengetahui prediksi tata letak tiap wilayah karakter pada citra dan *weight* CRAFT ini menggunakan *weight pretrained*.
4. Tata letak karakter pada citra tersebut selanjutnya di lakukan segmentasi ROI menjadi 3 bagian yaitu kode plat, nomor polisi, dan kode wilayah sesuai dengan hasil koordinat yang telah didapat sebelumnya.
5. Masing-masing citra tersebut dilakukan *preprocessing* kembali untuk diproses oleh CRNN. Pada tahap proses *preprocessing* ini dilakukan perubahan citra menjadi *grayscale*, perubahan ukuran citra menjadi 100px x 50px, dan menormalisasi citra sehingga citra memiliki nilai negatif dan positif agar lebih mudah untuk di prediksi. Masing-masing citra yang sudah di *preprocessing* selanjutnya diproses oleh CRNN untuk mengetahui prediksi kata dari citra uji.
6. Kemudian hasil prediksi dari CRNN akan dilakukan proses *decoder* label dengan melaraskan index dari tiap karakter pada hasil prediksi dengan index dari tiap karakter pada kamus untuk mengetahui karakter aslinya.
7. Selanjutnya terdapat keluaran yaitu hasil prediksi yang sudah di *decoder* berupa nomor plat kendaraan.

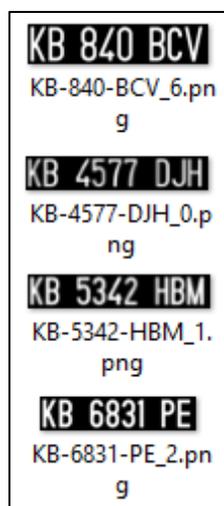
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Synthetic Dataset

Dataset yang digunakan untuk *training* yaitu *Synthetic* dataset yang dibuat oleh *library python*. *Synthetic* dataset merupakan kumpulan data berlabel yang sesuai secara otomatis melalui mesin grafis (Kar, et al., 2019). Pembuatan dataset ini dilakukan dengan menggabungkan citra tiap karakter dengan *font* plat nomor agar mirip sedemikian rupa dengan plat nomor Indonesia. Gambar 4 merupakan contoh citra karakter dengan *font* plat nomor berwarna hitam dan gambar 5 merupakan hasil penggabungan citra karakter menjadi seperti plat nomor.



Gambar 4. Contoh Citra Karakter



Gambar 5. Hasil Penggabungan Citra Tiap Karakter

3.2 Citra Uji Plat Nomor Asli

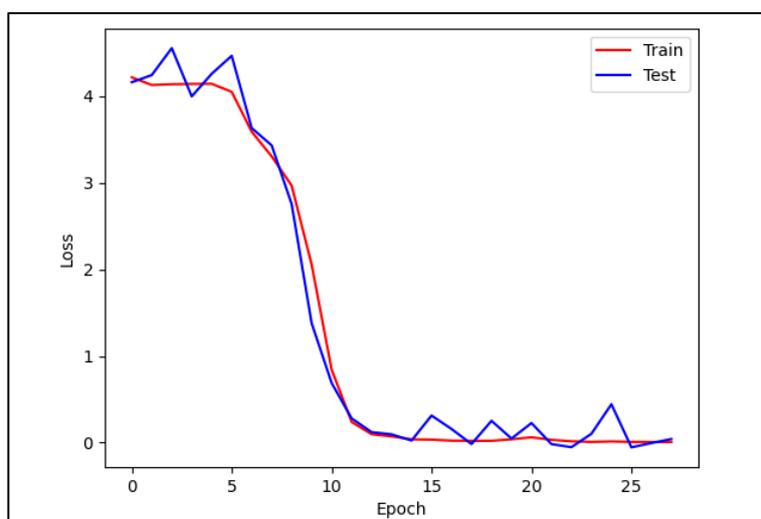
Citra yang digunakan untuk pengujian yaitu *synthetic* dataset uji yang berbeda dari dataset untuk *training* dan citra plat nomor asli yang didapatkan dengan pengumpulan gambar dari Kaggle.com, github.com, dan images.google.com. Untuk contoh *synthetic* dataset uji dapat dilihat seperti gambar 5 dan untuk citra plat nomor asli seperti gambar 6.



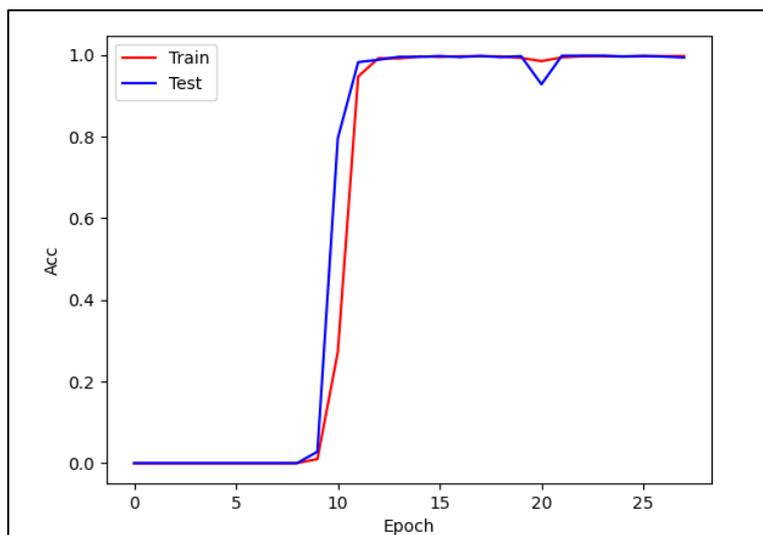
Gambar 6. Citra Uji Plat Nomor Asli

3.3 Hasil *Training* Model

Proses *training* dilakukan untuk melatih model CRNN dalam mengenali karakter pada plat nomor dengan menggabungkan model CRAFT sebagai deteksi teks. Proses ini dilakukan dengan menggunakan 5250 citra data latih beserta label yang berkaitan dengan masing-masing citra. Proses *training* dilakukan selama tidak terjadi penurunan akurasi sebanyak lima kali terhadap akurasi terbaik dengan *batch size* 64 dan *learning rate* 0,01. Model yang diambil adalah model yang memiliki capaian akurasi terbaik dalam satu *epoch* dengan berdasarkan validasi. Grafik dari hasil *training* model dipaparkan pada gambar 4 untuk grafik *loss* dan gambar 5 untuk grafik akurasi.



Gambar 7. Grafik *Train* dan *Val Loss*



Gambar 8. Grafik Akurasi *Train* dan *Val*

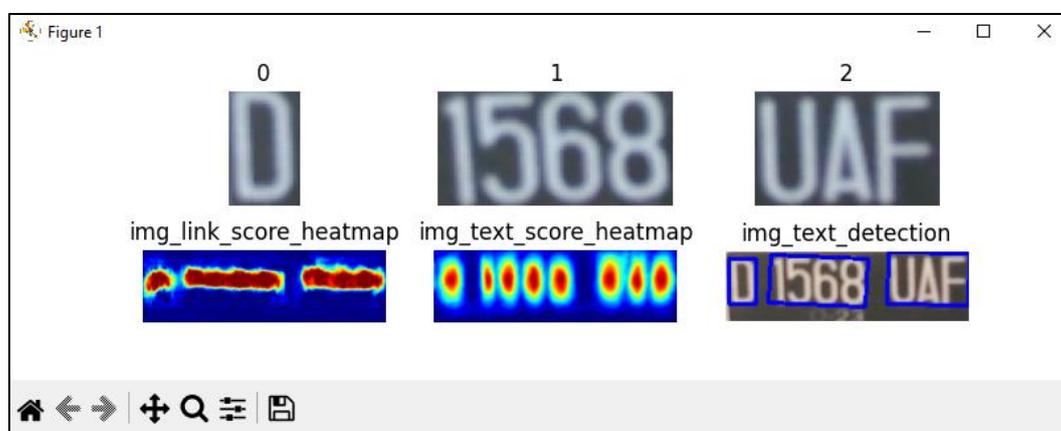
Berdasarkan grafik yang ditunjukkan pada gambar 6 dan gambar 7 terjadi penurunan *loss* dan kenaikan akurasi. Proses *training* berhenti pada *epoch* ke-28 dengan akurasi tertinggi sebesar 0.9839 dan *loss* terendah 0.0414. Model yang diambil yaitu model pada *epoch* ke-23 karena memiliki akurasi tertinggi.

3.4 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan tiga tahap, pertama dilakukan pengujian model CRAFT dalam mendeteksi teks, pengujian model CRNN dalam pengenalan teks, dan pengujian dari penggabungan kedua model terhadap citra uji berupa plat nomor *synthetic* dan plat nomor real yang di dapat di Kaggle.com. Berikut hasil dari pengujian sistem:

1. Pengujian Model CRAFT

Pada model CRAFT dilakukan proses deteksi teks untuk mendapatkan prediksi skor teks dan skor afinitas. Skor teks merupakan hasil dari prediksi tata letak pusat tiap karakter yang terdapat pada gambar dan skor afinitas merupakan hasil probabilitas pusat dari spasi antar karakter yang berdekatan. Berikut hasil dari prediksi model CRAFT terhadap citra uji plat nomor *synthetic* dan plat nomor real yang di dapat di Kaggle.com.



Gambar 9. Hasil Pengujian model CRAFT

2. Pengujian Model CRNN

Pada model CRNN dilakukan proses pengenalan teks untuk masing-masing citra yang telah dilakukan segmentasi oleh CRAFT model. Pada pengujian ini akan ditampilkan hasil prediksi dari model CRNN dalam bentuk tensor yang belum dilakukan proses *decoder* dan hasil prediksi yang sudah di *decoder*. Berikut hasil dari prediksi model CRNN terhadap citra yang telah di segmentasi berdasarkan prediksi model CRAFT.

3. Pengujian Penggabungan Model CRAFT dan CRNN

Pada pengujian penggabungan model CRAFT dan CRNN dilakukan untuk mengetahui akurasi yang di dapat dari penggabungan kedua metode tersebut dengan menggunakan citra uji *synthetic* dan citra uji plat nomor asli. Berikut hasil pengujian untuk citra uji *synthetic* dan citra uji plat nomor asli dalam bentuk tabel. Pada tabel 1 ditunjukkan hasil eksperimen penggabungan kedua model terhadap data testing yang dibuat pada *library python (Synthetic Dataset)* dan data testing plat nomor asli yang didapat dari Kaggle.com, github.com, dan images.google.com dengan kata kunci pencarian yang digunakan adalah plat nomor indonesia.

Tabel 1. Hasil Eksperimen Penggabungan Model CRAFT Dan CRNN Pada Data Testing Synthetic

Citra	Kelas Target	Kelas Prediksi	Hasil
	A 001 KVE	A 001 KVE	Benar
	AB 1 DP	AB 1 DP	Benar
	AD 0397 SP	AD 0397 SP	Benar
	D 1680 UDS	D 1680 UDS	Benar
	BK 0807 QG	BK 0807 QG	Benar

Pada tabel 2 ditunjukkan hasil eksperimen penggabungan model CRAFT dan CRNN terhadap data testing plat nomor asli yang didapat dari Kaggle.com, github.com, dan images.google.com dengan kata kunci pencarian yang digunakan adalah plat nomor indonesia.

Tabel 2. Hasil Eksperimen Penggabungan Model CRAFT Dan CRNN Pada Data Testing Plat Nomor Asli

Citra	Kelas Target	Kelas Prediksi	Hasil
	BE 1892 AA	BE 1892 AA	Benar
	B 9320 VUA	B 9320 VUA	Benar

Citra	Kelas Target	Kelas Prediksi	Hasil
	B 9990 BAU	B 9990 BAU	Benar
	B 1238 SIC	B 1238 SICI	Salah
	AB 1267 N	AB 1267 N	Benar

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah diimplementasikan model pre-trained CRAFT sebagai deteksi teks dan CRNN sebagai pengenalan teks pada plat nomor. Penggabungan kedua metode tersebut mampu melakukan pengenalan karakter pada plat nomor dengan baik. Pengujian pengenalan teks pada plat nomor dilakukan pada citra uji *synthetic* yang dibuat oleh *library python* dan citra uji plat nomor asli yang didapat dari [Kaggle.com](https://www.kaggle.com), github.com, dan images.google.com. Dan proses *training* model dengan dataset *synthetic* telah menghasilkan model terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 0.9839 dan loss terendah 0.0414 yang berhenti pada *epoch* ke-28. Model yang diambil yaitu model pada *epoch* ke-23 karena memiliki akurasi tertinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Baek, Y., Lee, B., Han, D., Yun, S., & Lee, H. (2019). Character Region Awareness for Text Detection. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Cahyo, N. D. (2019). Pengenalan Nomor plat Kendaraan Dengan Metode optical character recognition. *Ubiquitous: Computers and its Applications Journal*, 75-84.
- Dalarmelina, N. d., Teixeira, M. A., & Meneguette, R. I. (2019). A real-time automatic plate recognition system based on Optical Character Recognition and wireless sensor networks for its. *Sensors*, 20-55.
- Harani, N. H., Prianto, C., & Hasanah, M. (2019). Deteksi Objek Dan Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Python. *Jurnal Teknik Informatika*, 11(3), 47-53.
- Hendry, & Chen, R.-C. (2019). Automatic license plate recognition via sliding-window darknet-yolo deep learning. *Image and Vision Computing*, 87, 47-56.
- Ismail, W. S., Purnawan, P. W., Riyanto, I., & Nazori. (2020). Sistem Perekaman Pelat Nomor Mobil pada Palang Pintu Parkir Menggunakan Web Kamera dan Mikrokontroler. *JURNAL MATRIX, VOL. 10, NO. 3*, 103-112.
- Kar, A., Prakash, A., Liu, M.-Y., Cameracci, E., Yuan, J., Rusiniak, M., . . . Fidler, S. (2019). Meta-SIM: Learning to generate synthetic datasets. *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Laroca, R., Zanlorensi, L. A., Gonçalves, G. R., Todt, E., Schwartz, W. R., & Menotti, D. (2021). An efficient and layout-Independent Automatic License Plate Recognition System based on the Yolo Detector. *IET Intelligent Transport Systems*, 15(4), 483-503.
- Munawar, I., Rusman, P., & Rizky, A. (2021). Automatic VLP'S Recognition For Smart Parking System. *Doctoral dissertation, Nusa Putra University*.
- Nguyen, T. T., Jatowt, A., Coustaty, M., & Doucet, A. (2021). Survey of post-OCR processing approaches. *ACM Computing Surveys*, 1-37.
- Shi, B., Bai, X., & Yao, C. (2017). An End-to-End Trainable Neural Network for Image-based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39, 2298-2304.

Wang, X., Zhang, X., Lei, S., & Deng, H. (2020). A method of text detection and recognition from receipt images based on craft and Crnn. *Journal of Physics: Conference Series*, *1518*(1), 012053.