

PENGARUH JUMLAH EPOCH DAN STEP PER EPOCH TERHADAP PERFORMA MASK-RCNN PADA DETEKSI OBJEK TANDA TANGAN

Bagus Julianto¹, Kurnianto Tri Nugroho², Tamara Maharani³, Danny Febryan Nur M.S.³
^{1,2,3} Pemeliharaan Komputer dan Jaringan, Akademi Komunitas Negeri Pacitan
Email : ¹bagusjulianto@aknpacitan.ac.id, ²kurnianto@aknpacitan.ac.id, ³tamara@aknpacitan.ac.id
⁴dannyfnms@aknpacitan.ac.id

ABSTRACT

A Signature is a formal activity that is used to express approval and ensure the identity of the person who signs for something that has legal implications or not. Akademi Komunitas Negeri Pacitan (AKN) is a tertiary institution that organizes vocational education at diploma level two. One of the graduation requirements for AKN Pacitan students is that they have completed their final assignment which was carried out in the fourth semester and documented in the form of a final project report. Reports that are deemed fit for publication are those that have been signed by the supervisor and examiner on the validation sheet. However, in their activities, several individuals committed fraud by falsifying signatures so that the project report was finally declared fit for publication. Of course, if this is not handled immediately, it will have an impact on the quality of student final project reports. It is necessary to develop an application that can detect whether the validation sheet is genuine. So that with the construction of this application, it is hoped that it can minimize fraudulent acts committed by unscrupulous students. The initial step of developing this application is to find the best model for the signature object detection process. By utilizing image capture technology, validation sheet images were taken and used as training, validation, and test data with a total of 360 images. From the subsequent training process, the best model is obtained which will be used by the system to detect objects in the form of signatures, where the best model is the result of computation with the smallest error value. In this study the authors propose a deep learning algorithm, namely Mask RCNN. The RCNN Mask Algorithm is a family of Convolutional Neural Networks (CNN) which has the ability to detect objects in an image. This method is a development of the previous method that uses ROI Align which is able to provide an Average Precision above 90%. During the research, the authors looked at the correlation between epochs and steps per epoch to get a minimum loss calculation. From the experiments that have been carried out, the minimum loss calculation is obtained at the 40th epoch and a step per epoch of 500 with a minimum computational error value of 0.432.

Keywords: Mask RCNN, Epoch, Deep Learning, Loss.

ABSTRAK

Tanda tangan merupakan kegiatan formil yang digunakan untuk menyatakan persetujuan dan juga memastikan identitas dari orang yang membubuhkan tanda tangan untuk sesuatu yang berimplikasi pada hukum atau tidak. Akademi Komunitas Negeri (AKN) Pacitan merupakan Perguruan Tinggi yang menyelenggarakan pendidikan vokasi setingkat diploma dua. Salah satu syarat kelulusan mahasiswa di AKN pacitan adalah telah menyelesaikan proyek akhir yang dilakukan di semester empat dan didokumentasikan dalam bentuk laporan proyek akhir. Laporan yang dianggap layak untuk dipublikasikan adalah laporan yang telah ditandatangani oleh pengawas dan penguji pada lembar pengesahan. Namun dalam kegiatannya terdapat beberapa oknum yang melakukan penipuan dengan memalsukan tanda tangan sehingga laporan proyek tersebut akhirnya dinyatakan layak untuk dipublikasikan. Tentu hal tersebut jika tidak ditangani secara cepat akan berdampak pada kualitas dari laporan proyek akhir mahasiswa. Perlu dikembangkan suatu aplikasi yang dapat mendeteksi apakah lembar pengesahan tersebut asli. Sehingga dengan dibangunnya aplikasi ini, diharapkan dapat meminimalisir tindakan penipuan yang dilakukan oleh oknum mahasiswa. Langkah awal dari pengembangan aplikasi ini adalah mencari model terbaik untuk proses deteksi objek tanda tangan. Dengan memanfaatkan teknologi alat penangkap gambar, gambar lembar pengesahan diambil dan digunakan sebagai data latih, validasi, dan uji dengan total 360 gambar. Dari proses pelatihan selanjutnya didapat sebuah model terbaik yang akan digunakan oleh sistem untuk mendeteksi objek berupa tanda tangan, dimana model terbaik adalah hasil dari komputasi dengan nilai eror terkecil. Dalam penelitian ini penulis mengusulkan suatu algoritma *deep learning* yaitu Mask RCNN. Algoritma Masker RCNN adalah keluarga dari Convolutional Neural Networks (CNN) yang memiliki kemampuan untuk

mendeteksi objek dalam sebuah citra. Metode ini merupakan pengembangan dari metode sebelumnya yang menggunakan ROIAlign yang mampu memberikan Presisi Rata-Rata di atas 90%. Selama penelitian, penulis melihat korelasi antara epoch dan step per epoch untuk mendapatkan perhitungan loss yang minimal. Dari percobaan yang telah dilakukan diperoleh perhitungan loss minimum pada epoch ke-40 dan step per epoch 500 dengan nilai error komputasi minimal 0,432.

Kata kunci: Mask RCNN, Epoch, Deep Learning, Loss

I. PENDAHULUAN

Tanda tangan merupakan suatu kegiatan formil yang digunakan oleh manusia sebagai makhluk social dalam menyatakan persetujuan sekaligus memastikan identitas dari orang yang membubuhkan tanda tangan untuk sesuatu yang baik yang berimplikasi terhadap suatu hukum maupun tidak.

Menurut Tan Thong Kie [1] tanda tangan adalah suatu pernyataan kemauan pembuat tanda tangan bahwa ia dengan membubuhkan tanda tangannya dibawah suatu tulisan menghendaki agar tulisan itu dalam hukum dianggap sebagai tulisannya sendiri. Secara umum defenisi tersebut mencakup anggapan bahwa pada suatu pernyataan yang dibuat secara tertulis harus dibubuhkan tanda tangan dari yang bersangkutan. Menurut American Bar Association (ABA) [2] bahwa tanda tangan dapat berupa tanda apapun yang dibuat bertujuan untuk memberikan persetujuan dan otentifikasi terhadap suatu dokumen. Berdasarkan dua defenisi tersebut dapat disimpulkan bahwa sebuah kegiatan yang melibatkan legalitas didalamnya memerlukan sebuah dokumen persetujuan seperti surat pernyataan atau lembar pengesahan yang dibuktikan dengan tanda tangan dari satu orang atau lebih.

Akademi komunitas negeri (AKN) Pacitan merupakan perguruan tinggi negeri yang berada di Kabupaten pacitan yang menyelenggarakan pendidikan vokasi setingkat diploma dua dengan beberapa program studi yaitu Pemeliharaan Komputer dan Jaringan (PKJ), Tata Laksana Studi Produksi (TSP), dan Pemeliharaan Kendaraan Ringan (PKR). Dalam kegiatannya AKN Pacitan menyelenggarakan kegiatan perkuliahan dengan perbandingan 30 % Teori dan 70 % praktek sehingga diharapkan lulusan memiliki kemampuan yang dapat menjawab tantangan di dunia Industri berskala Lokal maupun Nasional. Salah satu syarat kelulusan mahasiswa AKN Pacitan adalah telah menyelesaikan proyek akhir dan kerja praktek yang dilakukan di semester empat. Kegiatan tersebut merupakan bentuk pengimplementasian ilmu yang telah diperoleh selama

perkuliahan dengan memberikan solusi bagi permasalahan-permasalahan yang ada di lingkungan sekitarnya (masyarakat). Kegiatan Proyek akhir dan kerja praktek mahasiswa selanjutnya didokumentasikan dalam bentuk laporan proyek akhir atau kerja praktek. Laporan proyek akhir atau kerja praktek yang telah dinyatakan layak untuk dipublikasikan adalah proyek akhir yang memiliki pengakuan oleh dosen pembimbing dan penguji melalui pembubuhan tanda tangan pada lembar pengesahan. Namun dalam aktivitasnya terdapat oknum mahasiswa yang mengambil jalan pintas dengan melakukan kecurangan. Mereka melakukan tanda tangan palsu agar proyek akhirnya dianggap layak dan dapat dipublikasikan. Hal tersebut dapat memberikan dampak yang buruk bagi kualitas dari buku yang akan diterbitkan. Sehingga untuk dapat menjaga kualitas dari laporan proyek akhir atau kerja praktek diperlukan upaya preventif agar kecurangan yang dilakukan seperti pemalsuan tanda tangan dapat secara dini dideteksi.

Perkembangan teknologi di era industry 4.0 telah memberikan dampak yang sangat luar biasa bagi manusia dalam menyelesaikan perkerjaan-nya. Salah satu teknologi yang mengalami perkembangan yang sangat pesat saat ini adalah kemampuan sebuah perangkat dalam menangkap sebuah citra dengan resolusi yang sangat baik. Bahkan citra yang dihasilkan oleh perangkat mobile memiliki kualitas yang mendekati kualitas citra dari tangkapan kamera professional. Sehingga penelitian tentang pengolahan citra menjadi tema yang sangat menarik untuk diteliti. Pemanfaatan teknologi dalam pengolahan citra telah banyak diteliti hampir diseluruh bidang, sebagai contoh pada bidang kodekteran pengolahan citra digunakan untuk mengembangkan sebuah system yang dapat membantu dokter dalam mendeteksi sebuah objek untuk melihat keganasan kanker paru-paru melalui citra CT scan [3], dibidang ritel beberapa penelitian telah dilakukan seperti monitoring pergerakan yang terjadi didalam minimarket [4], deteksi produk pada system kasir cerdas [5], dan

dibidang transportasi deteksi citra juga dapat dikembangkan seperti untuk mendeteksi tingkat kerusakan motor dan menghitung ganti rugi dari kerusakan [6].

Berdasarkan penjelasan sebelumnya penulis mengusulkan sebuah system yang mampu mendeteksi keaslian dari lembar pengesahan dengan melakukan deteksi objek tanda tangan dari sebuah citra yang didapatkan dari tangkapan sebuah alat. Dalam penelitian ini penulis fokus pada deteksi objek tanda tangan dengan menggunakan algoritma deep learning. Objek-objek tersebut akan penulis gunakan untuk pengembangan system yang mampu menganalisa apakah tanda-tangan yang telah di deteksi adalah asli atau palsu.

Metode Mask RCNN memiliki kemampuan dalam mendeteksi sebuah objek seperti yang dilakukan oleh Alfian [7] menggunakan metode Mask RCNN untuk melakukan ekstraksi tapak bangunan dengan menggabungkan beberapa cara seperti melakukan remove overlap untuk menghilangkan tumpang tindih antar bangunan. Penelitian ini memiliki hasil yang

baik dengan *average precision* (AP) sebesar 91.43%. Bizjak [8] melakukan penelitian deteksi objek telinga menggunakan metode Mask RCNN dengan arsitektur Resnet101 dan Network Feature Pyramid menghasilkan AP sebesar 92.04 %. Menurut Hsia [5] metode Mask RCNN memiliki performa yang lebih baik dari metode-metode sebelumnya seperti Faster RCNN. Metode ini dengan ROI align mampu mendeteksi objek-objek yang memiliki warna yang homogen seperti warna hijau pada daun dengan warna hijau pada buah mentimun [9], mampu membedakan berbagai objek-objek dengan bahan yang sama seperti stainless seperti peralatan-peralatan dapur [10]. Selain itu AP yang didapatkan dari hasil perhitungan menggunakan metode ini memiliki nilai yang baik yaitu diatas 90% [11]. Sehingga penulis menggunakan metode Mask RCNN untuk melakukan deteksi objek tanda tangan yang terdapat pada gambar lembar pengesahan. Dalam penelitian ini penulis akan melakukan analisa pengaruh dari Epoch dan Batch dalam proses training untuk mendapatkan sebuah model yang optimal.



Gambar 1. Segmentasi Citra (Diakses : <https://viso.ai/deep-learning/image-segmentation-using-deep-learning/>, 10 Januari 2023)

II. LANDASAN TEORI

Mask RCNN merupakan metode canggih pengembangan dari kombinasi antara *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Region Proposal*. Salah satu metode yang digunakan dalam melakukan segmentasi gambar. Mask RCNN adalah varian dari algoritma Deep Learning yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek dalam gambar dan menandai bagian-bagian objek yang telah dideteksi. Nilai AP precision dari metode Mask RCNN memiliki nilai yang baik [7] [12][13]

Segmentasi

Segmentasi gambar adalah salah satu bagian dari pengolahan citra. Segmentasi merupakan operasi penting dalam pengolahan citra. Proses segmentasi membagi citra menjadi bagian-bagian berdasarkan

kelas yang sama. Proses pe-ngelompokan tersebut didasarkan pada kriteria tertentu sebagai contoh warna atau tekstur seperti yang ditunjukkan pada gambar 1. Penelitian tentang segmentasi telah dilakukan dalam beberapa decade mulai dari metode pengolahan citra sederhana hingga metode pembelajaran yang kompleks seperti Deep learning yang telah mengalami kemajuan yang sangat pesat.

Segmentasi citra berbasis Deep Learning telah berhasil dikembangkan di beberapa aplikasi. Proses tersebut telah banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi-aplikasi seperti deteksi objek dan hampir disemua bidang saat ini menggunakan Teknik ini untuk membantu dalam membantu pekerjaan seperti deteksi kanker [3], hingga digunakan dalam menghitung biaya kerusakan suatu kendaraan [6].

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk pengenalan dan pemrosesan gambar untuk tugas segmentasi. Metode ini terdiri atas tiga lapisan (Gambar 2), yaitu :

- Lapisan Convolutional, bagian ini bertugas untuk mengabstraksi inputan gambar sebagai *feature map* dengan menggunakan filter dan kernel.
- Pooling Layer, bagian ini mengurangi fitur-fitur yang didapatkan dari proses pada bagian convolutional.
- Fully connected layer, bagian ini menghubungkan setiap neuron dalam satu lapisan ke lapisan neuron lainnya. Penggabungan ini memungkinkan jaringan syarat untuk mempelajari cara dalam mengidentifikasi dan mengenali objek dalam suatu gambar.

Kombinasi lapisan-lapisan didalam CNN memungkinkan jaringan saraf untuk mempelajari cara mengidentifikasi dan mengenali objek yang menarik dalam suatu gambar.

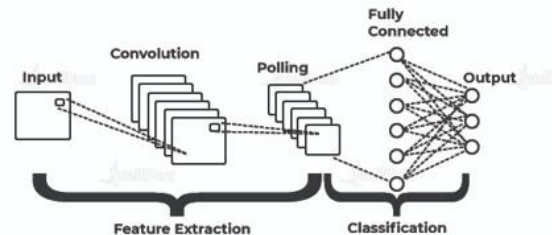
Region Proposal Network (RPN)

RPN merupakan algoritma deteksi objek yang menjadi bagian dari keluarga CNN seperti RCNN, Faster CNN, maupun Mask RCNN. Dalam prosesnya algoritma ini digunakan untuk pencarian lokasi-lokasi objek dari suatu gambar secara cepat. Posisi dari objek-objek yang sesuai dengan pencarian akan diberi batas dan ditandai sebagai *Region of Interest (ROI)*. Kemudian algoritma RPN mengambil sub-citra yang sudah ditandai dengan berbagai ukuran objek sebagai input yang diteruskan ke dalam jaringan CNN. Keakuratan sebuah model yang akan dibuat bergantung pada banyaknya region proposal yang dihasilkan akan tetapi hal tersebut juga akan mempengaruhi kecepatan model dalam proses deteksi karena akan membutuhkan tahap komputasi yang relative banyak. Salah satu implementasi dari algoritma ini adalah metode Mask RCNN yang akan peneliti gunakan untuk melakukan deteksi objek tanda tangan.

Mask RCNN

Mask RCNN adalah salah satu metode yang dapat digunakan dalam menyelesaikan kasus yang berkaitan dengan *instance segmentation*. Metode ini pertamakali

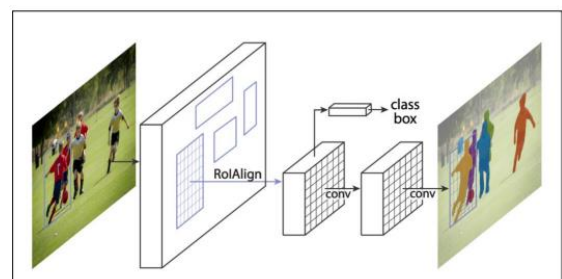
diusulkan oleh He dkk [14] tahun 2017. Metode Mask RCNN merupakan metode pengembangan dari Faster RCNN yang merupakan bagian dari keluarga CNN. He dkk [14] berhasil membuat sebuah layer baru yang digunakan untuk memprediksi *segmentation mask* dari ROI yang dijalankan secara paralel untuk proses klasifikasi dan bounding box regression. Metode ini juga dikembangkan untuk memperbaiki kekurangan yang terdapat pada metode Faster RCNN, yaitu dengan menggunakan RoIAlign sebagai pengganti metode sebelumnya RoIPooling yang masih memiliki masalah dibagian keselarasan segmentasi (gambar 3).



Gambar 2. Arsitektur CNN (Diakses : <https://intellipaat.com/blog/tutorial/artificial-intelligence-tutorial/convolution-neural-network/>, 10 Januari 2023)

Epoch dan Batch Size

Stochastic Gradient Descent (SGD) adalah sebuah algoritma pembelajaran terdiri atas beberapa hyperparameter. Hyperparameter yang digunakan adalah jumlah dari *Epoch* dan *Batch Size*. Kedua hal ini terlihat memiliki tujuan yang sama akan tetapi secara prosesnya memiliki peran yang berbeda. Algoritma ini termasuk dalam algoritma pengoptimalan yang umum digunakan untuk melatih algoritma machine learning seperti deep learning.



Gambar 3. Arsitektur Mask RCNN [14]

Tugas algoritma ini adalah menemukan parameter yang terbaik dalam beberapa pengukuran seperti *logarithmic loss* atau *mean squared error*. Pengoptimalisasian adalah proses menemukan dalam

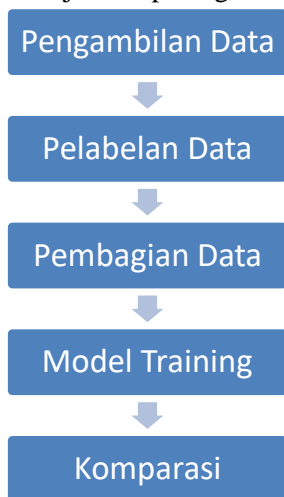
hal ini adalah pembelajaran mesin dalam menghitung gradien kesalahan minimum yang dilakukan secara berulang. Dalam setiap perulangannya akan meningkatkan parameter dari prosesnya dengan menggunakan kesalahan (error) yang didapatkan sebelumnya untuk memperbaharui parameter internal. Dalam kasus keluarga jaringan saraf tiruan seperti Mask RCNN prosedur pembaharuan menggunakan algoritma pembaruan *backpropagation*.

Ukuran batch dalam hyperparameter digunakan untuk menentukan jumlah sampel yang akan dikerjakan sebelum memperbarui parameter pada proses trainingnya. Langkah ini digunakan untuk memastikan model yang sedang dicari adalah model yang terbaik. Dataset pelatihan dapat dibagi mejadi satu atau beberapa batch tergantung dari perangkat keras yang digunakan.

Jumlah Epoch adalah hyperparameter untuk menentukan berapa kali sebuah algoritma pembelajaran melakukan suatu pekerjaan pada seluruh dataset pelatihan. Satu epoch menunjukkan bahwa setiap sampel dataset pelatihan memiliki peluang untuk memperbaharui parameter model internal. Perulangan dari tiap epoch terdapat perulangan (perulangan bersarang) pada setiap batch. Jumlah epoch pada algoritma pelatihan lama memiliki ukuran yang besar agar error yang dihasilkan dapat diminimalkan.

III. METODE PENELITIAN

Bagian metode penelitian akan dijelaskan mengenai tahapan-tahapan yang akan penulis lakukan seperti yang ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Tahapan Penelitian

A. Pengambilan Data

Proses pengambilan data dalam penelitian ini menggunakan alat penangkap gambar yaitu scanner dan sumber data yang penulis gunakan adalah buku-buku proyek akhir dan laporan kerja praktek mahasiswa yang ada di perpustakaan Akademi Komunitas Negeri Pacitan (AKN Pacitan). Total dari data yang penulis gunakan sebanyak 360 buku yang terdiri dari lembar pengesahan yang terdapat pada buku proyek akhir serta buku kerja praktek mahasiswa. Resolusi gambar hasil tangkapan scanner yang penulis gunakan 5100 x 7002 px dengan nilai *dot per inch* (dpi) sebesar 600 dpi. Gambar 5 adalah contoh hasil dari proses *scanning* lembar pengesahan buku proyek akhir dan kerja praktek mahasiswa.



(a)

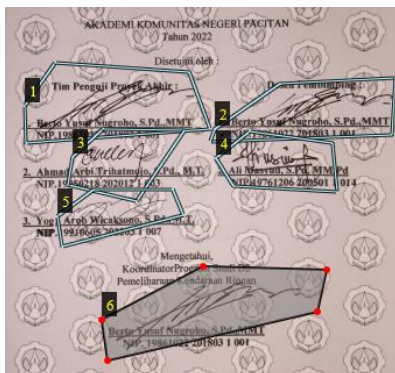


(b)

Gambar 5. Lembar Pengesahan (a) Kerja Praktek dan (b) Proyek Akhir

B. Pelabelan

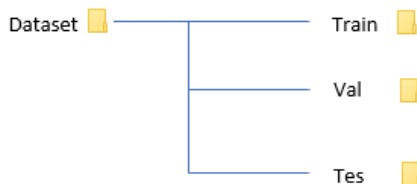
Dataset yang telah dikumpulkan dari proses scanning selanjutnya penulis lakukan pelabelan pada objek-objek yang akan penulis deteksi yaitu objek tanda tangan seperti yang ditunjukkan pada gambar 6. Pelabelan ini dilakukan pada setiap gambar yang akan digunakan pada proses *training* dan *validation*.



Gambar 6. Proses Pelabelan Gambar.

C. Pembagian Data

Dataset yang telah didapatkan sebelumnya selanjutnya dilakukan pembagian data menjadi tiga bagian, yaitu train, val, dan tes seperti yang ditunjukkan pada gambar 7. Rasio pembagian dari total 360 dataset gambar kurang lebih sebesar 80%, 15%, dan 5% seperti terlihat pada table 1. Subset Train berisi sample gambar dan label yang akan penulis gunakan untuk melatih sebuah model pada metode Mask RCNN. Model terbaik dari hasil training yang akan penulis gunakan dalam system deteksi objek.



Gambar 7. Subset Dataset

Tabel 1. Perbandingan Data Training, Validasi, dan Tes

Jenis Dataset	Presentase (%)	Jumlah Data
Train	80	288
Val	15	54
Tes	5	18

Subset val (*validation*) akan penulis gunakan untuk mengevaluasi model hasil dari training sebelumnya.

Proses ini penulis lakukan untuk melakukan evaluasi dengan cara memperbarui dan menyempurnakan *hyperparameter* dari model sebelumnya. Sehingga model yang akan digunakan untuk deteksi objek adalah model yang terbaik. Bagian subset tes akan penulis gunakan untuk evaluasi akhir untuk melihat apakah model yang digunakan sudah sesuai dengan yang penulis harapkan. Jika model yang didapatkan tidak sesuai dengan yang diharapkan, maka akan dilakukan pengaturan ulang dimulai dari proses training data [15].

D. Model Training

Metode yang peneliti gunakan untuk mendapatkan sebuah model untuk deteksi objek adalah Mask RCNN. Metode ini penulis usulkan berdasarkan penjelasan yang telah penulis uraikan sebelumnya, memiliki nilai AP yang sangat baik yaitu diatas 90%. Sehingga menurut Vania dkk [16] metode Mask RCNN adalah metode yang banyak digunakan untuk proses segmentasi citra. Mask RCNN merupakan metode Region Convolutional Neural Network yang memiliki dua tahapan segmentasi gambar [14] seperti yang ditunjukkan pada gambar 3. Tahapan pertama dengan metode RPN inputan gambar akan diolah menjadi sebuah objek berupa kandidat kotak yang akan menjadi bahan untuk proses di tahapan kedua. Pada tahapan kedua kandidat kotak yang dihasilkan oleh metode RPN selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi dimana objek yang digunakan adalah objek hasil dari proses pada tahapan pertama. Pada tahapan ini akan menghasilkan dua buah prediksi yaitu kotak objek yang diinginkan dimana objek yang dideteksi memiliki hasil dari kotak-kotak objek yang dihasilkan dari proses pada tahapan pertama dan yang kedua adalah prediksi arsiran (*mask*) dari objek yang telah dideteksi.

E. Perbandingan

Hasil akhir yang diharapkan dari penelitian ini adalah menemukan model yang ideal atau model yang terbaik dari proses training dataset. Untuk mendapatkan hasil idel tersebut dapat dipengaruhi oleh banyak factor seperti epoch, step per epoch, batch size, dan sebagainya. Pada penelitian ini penulis akan melakukan Analisa pengaruh epoch dan step per epoch dalam proses training untuk mendapatkan eror perhitungan yang minimal. Penulis akan melakukan uji coba dengan total rentang sebesar 10 sampai dengan 40 epoch sedangkan step per epoch penulis akan melakukan uji coba dengan interval 50, 150, dan 500.

Untuk beberapa konfigurasi seperti batch size penulis menggunakan nilai 2 dan learning rate sebesar 0.001.

IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Untuk mendapatkan model yang ideal metode Mask RCNN membutuhkan beberapa parameter untuk dilakukan termasuk persiapan dari sisi perangkat keras dan dataset untuk proses training. Dataset yang digunakan adalah gambar scanner berupa lembar pengesahan dari buku proyek akhir dan kerja praktek. Total dari scan lembar pengesahan proyek akhir sebesar 360 gambar yang selanjutnya akan dibagi menjadi tiga bagian subset seperti yang ditunjukkan pada tabel 1. Perangkat keras yang peneliti gunakan adalah Processor intel Core i7 – 3770, RAM DDR3 16GB, dan VGA Asus Nvidia 3050 OC 8GB. Dalam proses trainin model penulis melakukan percobaan dengan internval pelatihan antara 10 sampai dengan 40 epoch dengan jumlah iterasi (step per epoch) sebanyak 50, 150, dan 500 seperti yang ditunjukkan pada gambar 8. Waktu yang dibutuhkan untuk melakukan training seperti yang ditunjukkan pada tabel 2. Berdasarkan tabel 2 jumlah iterasi dalam satu epoch mempengaruhi waktu proses training, dengan menggunakan Model Resnet 101, learning rate sebesar 0.001, serta batch size 2 untuk dapat menyelesaikan 40 epoch dengan step per epoch 500 step membutuhkan waktu kurang lebih 12 Jam.

Tabel 2. Lama Waktu Training

Epoch	Step per Epoch (jam)		
	50	150	500
40	1	5	12

Berdasarkan hasil uji sebanyak 288 data file training (tabel 1), didapatkan bahwa besaran nilai lost dengan penurunan paling signifikan terjadi pada epoch ke-2 dimana nilai lost mengalami pengurangan hampir ½ dari loss pertama. Pada epoch ke-3 hingga epoch ke-17 terjadi penurunan loss secara bertahap. Sedangkan pada epoch ke-9 hingga ke – 40 menunjukkan grafik loss yang landai, dalam rentang tersebut tidak ada perubahan yang signifikan.

Berdasarkan grafik yang terjadi pada percobaan pertama terjadi ketidakstabilan penurunan loss.

Berdasarkan grafik berwarna biru seperti yang ditunjukkan pada gambar 8 pada epoch ke-19 hingga 40 penurunan loss mengalami kenaikan maupun penurunan pada setiap perhitungannya. Nilai loss pada rentang tersebut berada diantara $1,75 < loss < 2,0585$. Untuk percobaan ke-2 dan ke-3 terjadi penurunan yang konstan pada setiap epochnya. Pada percobaan ke-2 selisih penurunan pada setiap epochnya sebesar 0.001. Sedangkan pada percobaan ke-3 dengan jumlah step per epoch sebesar 500 mengalami selisih penurunan loss sebesar 0.1.

Hasil terbaik yang penulis dapatkan dari percobaan tersebut adalah pada step per epoch 500 dimana pada proses training ini loss minimum yang didapatkan adalah dibawah satu yaitu 0.4342 (Tabel 3) pada epoch ke-40. Untuk percobaan ke-2 loss minimum terbaik yang penulis dapatkan adalah pada epoch ke-40 yaitu sebesar 1.0378 loss yang didapatkan masih di atas loss ideal yaitu antara 0 dan 1. Untuk percobaan pertama didapat loss minimum sebesar 1.75 pada epoch ke-35 dan pada epoch ke 36 hingga 40 mengalami kenaikan loss.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil percobaan dan analisa dapat disimpulkan bahwa hasil terbaik pada proses training deteksi objek tanda tangan dengan metode Mask RCNN adalah pada percobaan ke-3 dengan step per epoch sebesar 500 dengan nilai loss sebesar 0.4342. Berdasarkan dari hasil yang didapat tersebut dapat dilihat bahwa algoritma Mask RCNN sebagai salah satu algoritma dalam deep learning melakukan pencarian model terbaik dengan melakukan perhitungan secara iteratif. Perhitungan secara iteratif bahwa untuk mendapatkan sebuah nilai yang optimal diperlukan proses yang lakukan secara berulang sehingga kuantitas dari iteratif memberikan pengaruh terhadap kualitas dari model yang akan digunakan. Dalam algoritma deep learning untuk satu proses epoch dengan ukuran data yang besar sangat tidak mungkin untuk dilakukan sehingga perlu dibagi ke dalam satuan kecil (*batch size*) dan Step per epoch. Step per Epoch digunakan oleh Algoritma Mask RCNN untuk menentukan jumlah Langkah yang dilakukan sebelum epoch selanjutnya dilakukan. Langkah tersebut sangat penting dalam algoritma Mask RCNN karena akan mempengaruhi hasil dari perhitungan dan kualitas dari hasil training. Secara umum berdasarkan persamaan satu, penentuan besaran

step per epoch adalah dengan membagi jumlah sample data training dengan jumlah *batch size*. Jika data yang digunakan untuk training sebesar 288 gambar dan ukuran *batch size* adalah 2 maka didapatkan nilai step per epoch sebesar 144 step.

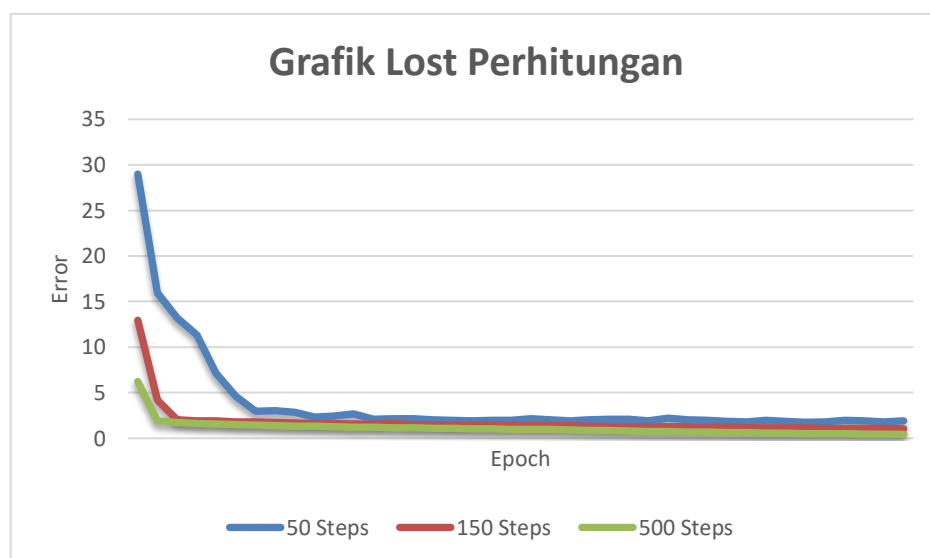
$$\text{step per epoch} = \frac{(\text{Jumlah data training})}{(\text{batch size})} \dots (1)$$

Data yang ditunjukkan pada table 3 total 40 epoch dengan step per epoch sebesar 150 menunjukkan nilai error perhitungan sebesar 1,0378 lebih besar dari nilai yang diharapkan yaitu dibawah 1. Berdasarkan hasil yang telah didapat tersebut menunjukkan bahwa besar sub-iterasi (step per epoch) pada setiap epoch dapat mempengaruhi nilai loss hasil perhitungan. Step per epoch minimal yang peneliti lakukan dengan jumlah 150 terjadi penurunan loss perhitungan mendekati 1, dan berdasarkan percobaan yang telah dilakukan nilai step per epoch yang kecil loss perhitungan yang didapatkan mengalami ketidakstabilan perhitungan dengan nilai loss minimum diatas 1 yaitu 1.75. Terdapat korelasi antara epoch dan step per epoch terhadap penurunan loss pada perhitungan training.

REFERENSI

- [1] T. T. Kie, "Studi Notariat \& Serba-Serbi Praktek Notaris," *Jakarta Ichtiar Baru Van Hoeve*, 2000.
- [2] C. Authorities and S. E. Commerce, "Digital Signature Guidelines," 1996.
- [3] F. A. Hermawati and M. I. Safii, "Sistem Deteksi Keganasan Kanker Paru-Paru pada CT Scan dengan Menggunakan Metode Mask Region-based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN)," *Proceeding KONIK (Konferensi Nas. Ilmu Komputer)*, vol. 5, pp. 193–197, 2021.
- [4] H. Nugroho and S. Agustini, "OBJECT TRACKING PADA SEBUAH VIDEO DENGAN MENGGUNAKAN METODE HARRIS CORNER DETECTION DAN OPTICAL FLOW," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 5, no. 2, pp. 118–123, 2020.
- [5] C.-H. Hsia, T.-H. W. Chang, C.-Y. Chiang, and H.-T. Chan, "Mask R-CNN with New Data Augmentation Features for Smart Detection of Retail Products," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 6, p. 2902, 2022.
- [6] Q. Zhang, X. Chang, and S. B. Bian, "Vehicle-damage-detection segmentation algorithm based on improved mask RCNN," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 6997–7004, 2020.
- [7] A. Bimanjaya, H. H. Handayani, and M. R. Darminto, "Ekstraksi Tapak Bangunan dari Orthophoto Menggunakan Model Mask R-CNN (Studi Kasus: Kelurahan Darmo, Kota Surabaya)," *J. Tek. ITS*, vol. 10, no. 2, pp. C198--C203, 2021.
- [8] M. Bizjak, P. Peer, and Ž. Emeršič, "Mask R-CNN for ear detection," in *2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 2019, pp. 1624–1628.
- [9] X. Liu, D. Zhao, W. Jia, W. Ji, C. Ruan, and Y. Sun, "Cucumber fruits detection in greenhouses based on instance segmentation," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 139635–139642, 2019.
- [10] R. Sagues-Tanco, L. Benages-Pardo, G. López-Nicolás, and S. Llorente, "Fast synthetic dataset for kitchen object segmentation in deep learning," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 220496–220506, 2020.
- [11] T. L. Subaran, T. Semiawan, N. Syakrani, and others, "Mask R-CNN and GrabCut Algorithm for an Image-based Calorie Estimation System," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2022.
- [12] S. Yang, J. Huang, X. Yu, and T. Yu, "Research on a Segmentation and Location Algorithm Based on Mask RCNN for *Agaricus Bisporus*," in *2022 2nd International Conference on Computer Science, Electronic Information Engineering and Intelligent Control Technology (CEI)*, 2022, pp. 717–721.
- [13] W. Jia *et al.*, "Accurate segmentation of green fruit based on optimized mask RCNN

- application in complex orchard,” *Front. Plant Sci.*, vol. 13, 2022.
- [14] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, “Mask r-cnn,” in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 2961–2969.
- [15] A. Wicaksono, M. H. Purnomo, and E. M. Yuniarno, “Deteksi Pejalan Kaki pada Zebra Cross untuk Peringatan Dini Pengendara Mobil Menggunakan Mask R-CNN,” *J. Tek. ITS*, vol. 10, no. 2, pp. A503–A509, 2021.
- [16] M. Vania and D. Lee, “Intervertebral disc instance segmentation using a multistage optimization mask-RCNN (MOM-RCNN),” *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 8, no. 4, pp. 1023–1036, 2021.



Gambar 8. Hasil Training Dataset dengan Metode Mask RCNN

Tabel 3. Nilai Loss Hasil dari Training Dataset

Epoch	Step Per Epoch (Loss)		
	50 Steps	150 Steps	500 Steps
1	28,987	12,9515	6,2266
2	15,9655	4,1904	1,9186
3	13,1997	2,058	1,7591
4	11,3278	1,9052	1,6359
5	7,1382	1,8864	1,5503
6	4,5979	1,8061	1,5066
7	2,9445	1,7981	1,4354
8	3,0271	1,7319	1,4123

9	2,8573	1,6933	1,3334
10	2,3095	1,6472	1,3041
11	2,4454	1,6436	1,2738
12	2,7047	1,5907	1,2408
13	2,1	1,5694	1,2009
14	2,1612	1,6011	1,1835
15	2,1517	1,5065	1,1485
16	2,014	1,4782	1,1093
...
40	1,9069	1,0378	0,4342