

Perhitungan Jumlah Pohon Kelapa Sawit Pada Citra Ortofoto Menggunakan Algoritma *Template Matching* Dan *Faster R-CNN*

Suzi Tessa Deyosky^{a*}, Muhammad Iqbal Taftazani^a

^aTeknologi Survei dan Pemetaan Dasar, Sekolah Vokasi, Universitas Gadjah Mada, Indonesia

Research Article

DOI:

10.22146/jgst.v1i1.5423

correspondence:

suzitessa99@gmail.com

Article history:

Received:

25-08-2023

Accepted:

02-05-2023

Published:

28-12-2023

ABSTRACT

Orthophoto data has been widely used to monitor agricultural land's condition, especially oil palms. Palm oil plays an essential role in improving the Indonesian economy. Therefore, automatic tree calculations are needed to speed up the process of monitoring plantations accurately and periodically. This study aims to calculate the number of oil palm trees automatically using two algorithms, namely Template Matching and Faster R-CNN. This study covers an area of oil palm plantations located in Bunga Raya District, Siak Regency, Riau Province. The data used are aerial photo data of oil palm plantations of PT. Teguh Karsa Wana Lestari in 2017. Aerial photo data is processed into orthophoto data. The orthophoto data is then used for automatic tree calculations using both algorithms. The accuracy test of each algorithm is compared with a manual calculation reference which is assumed to have ground truth. The results of manual calculations (ground truth) are 4777 trees, and the results automatically with template matching are 4500 trees with a difference of 277 trees less than ground truth. In addition, Faster R-CNN produced 4713 trees with a difference of 64 trees less than the ground truth. Overall accuracy. The overall accuracy of calculating oil palm trees with the Template Matching algorithm is 91.58%, and Faster R-CNN is 97.98%. Thus, the Faster R-CNN algorithm is quantitatively better.

Key words: Tree counting, Template Matching, Faster R-CNN, palm oil

INTISARI

Data ortofoto telah banyak digunakan untuk pemantauan kondisi lahan pertanian, khususnya kelapa sawit. Kelapa sawit berperan penting dalam meningkatkan perekonomian Indonesia. Oleh karena itu dibutuhkan perhitungan pohon secara otomatis untuk mempercepat proses monitoring perkebunan secara akurat dan berkala. Penelitian ini bertujuan untuk menghitung jumlah pohon kelapa sawit secara otomatis menggunakan dua algoritma, yaitu Template Matching dan Faster R-CNN. Lokasi penelitian mencakup area perkebunan kelapa sawit yang terletak di Kecamatan Bunga Raya, Kabupaten Siak, Provinsi Riau. Data yang digunakan yaitu data foto udara perkebunan kelapa sawit PT. Teguh Karsa Wana Lestari pada tahun 2017. Data foto udara diolah menjadi data ortofoto. Data ortofoto selanjutnya digunakan untuk perhitungan pohon secara otomatis menggunakan kedua algoritma. Uji akurasi setiap algoritma dibandingkan dengan acuan hitungan manual yang diasumsikan memiliki ground truth. Hasil perhitungan manual (ground truth) sebanyak 4777 pohon, dan hasil perhitungan secara otomatis dengan template matching yaitu 4500 pohon dengan selisih 277 pohon lebih sedikit dibandingkan dengan ground truth. Selain itu, Faster R-CNN menghasilkan 4713 pohon dengan selisih 64 pohon lebih sedikit dibandingkan dengan ground truth. Overall accuracy perhitungan pohon kelapa sawit dengan algoritma Template Matching sebesar 91,58%, Faster R-CNN sebesar 97,98 %. Dengan demikian, algoritma Faster R-CNN secara kuantitatif memberikan hasil yang lebih baik.

Kata kunci: Perhitungan jumlah pohon, Template Matching, Faster R-CNN, kelapa sawit

1. Pendahuluan

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan yang berperan penting dalam meningkatkan perekonomian di Indonesia. Kelapa sawit digunakan untuk menghasilkan minyak dan berbagai produk seperti kayu lapis, kertas, furnitur. Seiring meningkatnya kebutuhan masyarakat terhadap kelapa sawit menyebabkan terjadinya peningkatan luas areal perkebunan (Ammar dkk.,

2021). Salah satu provinsi dengan luas area perkebunan sawit terbesar di Indonesia, yaitu Riau dengan luas sebesar 2,86 juta hektar (Kementerian Pertanian, 2021). Perkebunan sawit di Provinsi Riau tersebar hampir merata di seluruh kabupaten dan kota, salah satunya Kabupaten Siak dengan luas perkebunan sebesar 204 ribu hektar. Meningkatnya komoditas kelapa sawit menyebabkan dibutuhkan manajemen produksi yang lebih baik sehingga mendorong kemajuan pada perkebunan kelapa sawit. Hal tersebut dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi pemetaan foto udara menggunakan UAV. Teknologi UAV memiliki beberapa keunggulan diantaranya biaya yang murah, akuisisi data secara cepat, ukuran wahana relatif kecil, dan mampu menghasilkan data dengan resolusi tinggi. Hasil pemetaan foto udara dapat digunakan untuk menghitung jumlah pohon di perkebunan kelapa sawit secara manual ataupun otomatis.

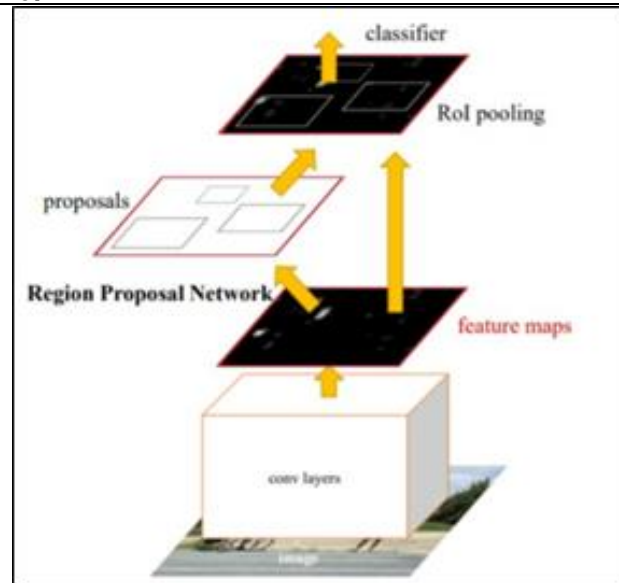
Perhitungan jumlah pohon kelapa sawit pada foto udara UAV secara otomatis di antaranya dapat dilakukan menggunakan algoritma Template Matching dan deep learning. Algoritma Template Matching merupakan teknik pengolahan citra yang membandingkan citra acuan (template) dengan citra yang akan diuji (Hanapi dkk., 2021). Algoritma ini telah digunakan selama beberapa dekade terakhir untuk mengidentifikasi karakter, angka, hewan, dan objek lainnya. Penelitian yang dilakukan oleh Irsanti dkk (2019) dalam perhitungan kelapa sawit secara otomatis menggunakan Template Matching memiliki akurasi di atas 80 %. Sementara itu, pendekatan menggunakan Deep Learning sedang banyak berkembang khususnya dalam klasifikasi citra dan deteksi objek (Li dkk., 2017). Beberapa model deteksi objek berbasis Deep Learning yaitu Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) (Gavrilescu dkk., 2018), YOLO (You Only Look Once) (Hassan Salam, 2021), SSD (Single Shot Detector) (Jia dkk., 2019), dan RetinaNet (Residual Network) (Lin dkk., 2017). Ammar dkk (2021) melakukan penelitian terhadap berbagai model deteksi objek berbasis Deep Learning dalam perhitungan pohon secara otomatis. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, model Faster R-CNN memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan SSD, YOLOv3, YOLOv4. Dengan menggunakan algoritma Faster R-CNN mempermudah pemantauan perkebunan secara real-time, efisien, dan meningkatkan produktivitas perkebunan. Pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma Template Matching dan Faster R-CNN untuk perhitungan jumlah pohon kelapa sawit secara otomatis.

1.1. Template Matching

Template Matching merupakan teknik pengolahan citra digital untuk mendeteksi bagian-bagian kecil dari suatu citra yang cocok dengan citra yang menjadi acuan atau template (eCognition, 2021). Template adalah contoh gambar yang menampilkan bentuk objek pada sebuah citra. Template berkualitas tinggi sangat penting untuk memperoleh hasil yang optimal. Algoritma ini secara otomatis mencari kesamaan atau kecocokan pada citra masukan dengan citra template (eCognition, 2021).

1.1.1. Faster R-CNN

Region based Convolutional Neural Networks (R-CNN) merupakan algoritma untuk deteksi objek yang dikenalkan oleh Girshick (Chaudhuri, 2021). Hasil penelitiannya menunjukkan R-CNN dapat menghasilkan kinerja deteksi objek yang jauh lebih tinggi daripada sistem yang lebih sederhana. R-CNN memiliki kelemahan, yaitu membutuhkan waktu yang lama dan belum mampu digunakan pada dataset yang besar. Dalam mengatasi permasalahan pada R-CNN, pada tahun 2015 Girshick mengusulkan algoritma Fast R-CNN (Cao dkk., 2019). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa Fast R-CNN menghasilkan tingkat presisi yang lebih tinggi dan waktu komputasi yang lebih cepat. Fast R-CNN masih mempunyai kekurangan, salah satunya masih terdapat bottleneck dalam hal kompleksitas perhitungan region proposal pada RPN yang tidak dapat menyamai kecepatan komputasi pada CNN. Permasalahan tersebut diatasi dengan menggunakan Faster R-CNN, yang merupakan kombinasi algoritma Fast R-CNN dan RPN. RPN adalah sebuah neural network yang menggantikan peran selective search dapat mengurangi kebutuhan komputasi yang signifikan.

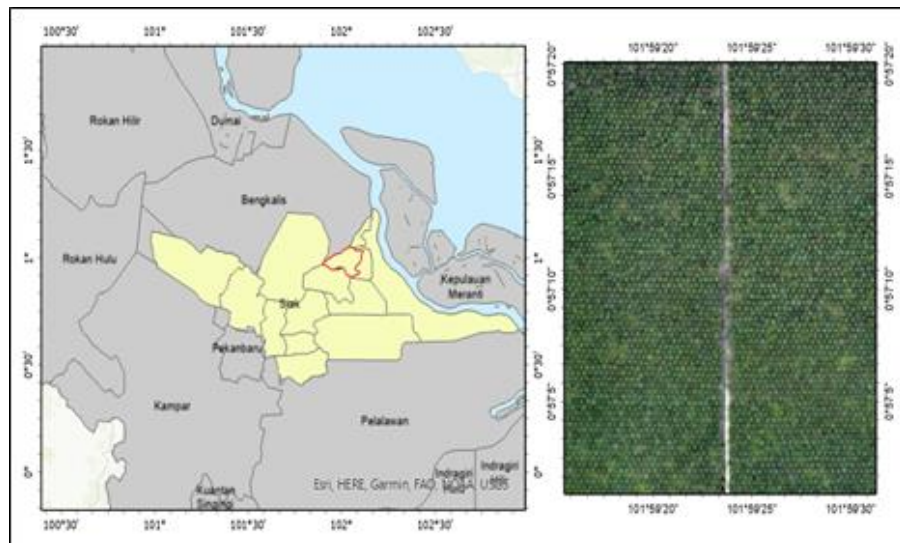


Gambar 1. Arsitektur Faster R-CNN. Arsitektur Faster R-CNN terbagi menjadi dua yaitu classifier dan Region Proposal Network (RPN).

2. Data

2.1. Data

Penelitian ini menggunakan kumpulan data foto udara yang berjumlah 161 foto. Data tersebut direkam pada tanggal 16 Desember 2017. Data foto udara berada di perkebunan sawit Kelurahan Tuah Indrapura, Kecamatan Bunga Raya, Kabupaten Siak, Provinsi Riau, dengan luas 207 hektar. Pada penelitian ini, perhitungan jumlah pohon kelapa sawit hanya dilakukan pada dua blok kawasan perkebunan kelapa sawit. Lokasi penelitian ditunjukkan pada Gambar 2..



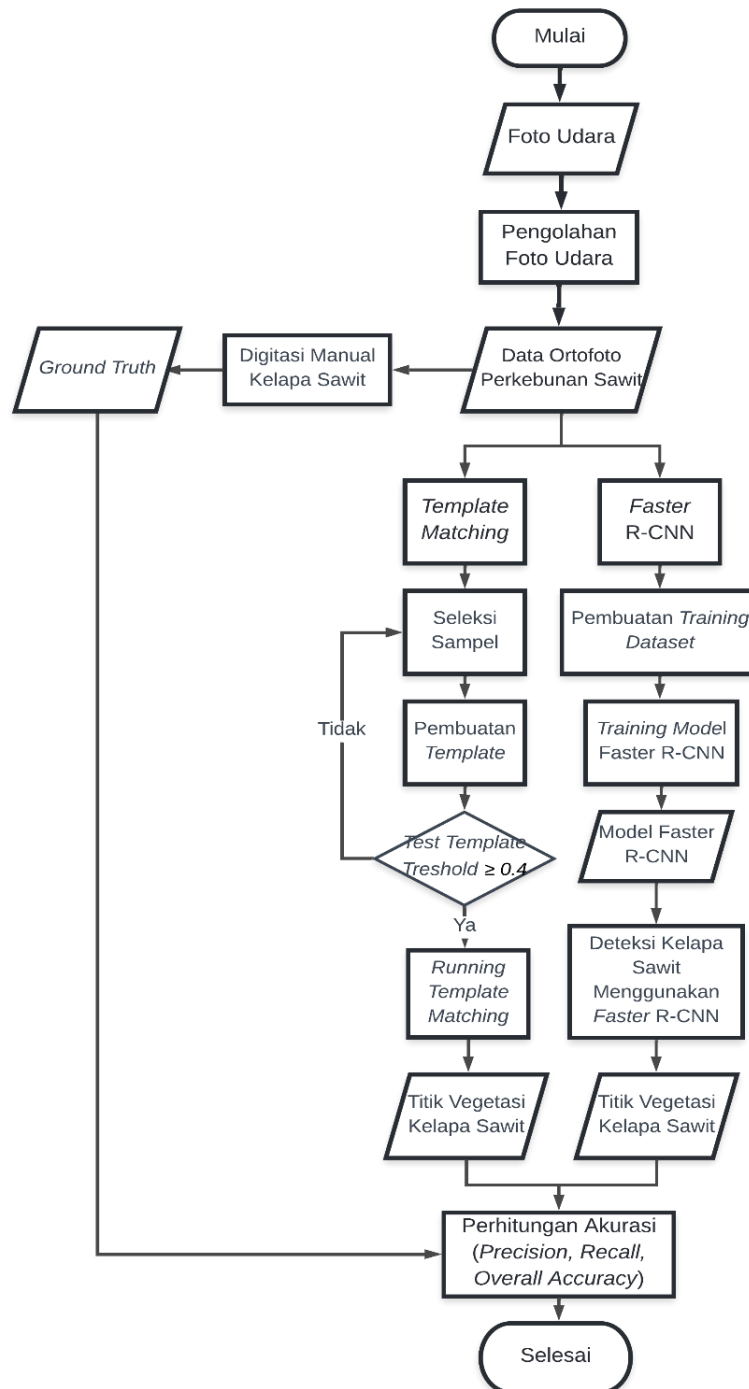
Gambar 2. Lokasi Penelitian. Kawasan perkebunan kelapa sawit di Kelurahan Tuah Indrapura, Kecamatan Bunga Raya, Kabupaten Siak, Provinsi Riau dengan luas 35 hektar

2.2. Peralatan

Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu laptop ASUS X415 yang dilengkapi dengan perangkat lunak Agisoft Metashape untuk pengolahan data foto udara, eCognition untuk perhitungan jumlah pohon kelapa sawit menggunakan algoritma *Template Matching*, dan ArcGIS Pro untuk perhitungan jumlah pohon kelapa sawit menggunakan algoritma *Faster R-CNN*.

3. Metodologi

Penelitian dilaksanakan dalam beberapa tahapan dimulai dari pengolahan data foto udara, perhitungan jumlah pohon secara manual sebagai ground truth, perhitungan pohon secara otomatis menggunakan algoritma *Template Matching* dan *Faster R-CNN*, serta melakukan perhitungan akurasi masing-masing algoritma. Diagram alir tahapan pelaksanaan penelitian ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alir penelitian.

3.1. Pengolahan Data Foto Udara

Data foto udara yang telah dikumpulkan diolah menggunakan perangkat lunak Agisoft Metashape untuk menghasilkan data ortofoto yang akan digunakan dalam perhitungan jumlah pohon kelapa sawit. Proses pengolahan foto udara menggunakan perangkat lunak Agisoft Metashape terdiri dari tahapan *Align Photos*, *Build Dense Cloud*, *Build Mesh*, dan *Build Orthomosaic*. Selanjutnya melakukan pemotongan data ortofoto yang bertujuan untuk efisiensi dalam proses *training model Deep Learning* karena akan memerlukan perangkat GPU dan VRAM yang besar jika data yang diproses semakin besar.

3.1.1. Perhitungan Manual

Perhitungan jumlah pohon metode manual dengan melakukan digitasi secara langsung pada setiap tajuk pohon kelapa sawit pada data ortofoto. Digitasi pohon kelapa sawit menggunakan perangkat

lunak ArcGIS Pro dengan tipe data berupa point atau titik. Hasil perhitungan jumlah pohon dengan metode digitasi akan digunakan sebagai data *ground truth*.

3.1.2. Perhitungan Otomatis

a. *Template Matching*

Perhitungan jumlah kelapa sawit dengan algoritma *Template Matching* menggunakan perangkat lunak eCognition. Tahapnya terdiri dari seleksi sampel, pembuatan template, pengujian template, dan running algoritma hingga menghasilkan titik vegetasi kelapa sawit.

b. *Faster R-CNN*

Perhitungan jumlah kelapa sawit dengan metode *Faster R-CNN* menggunakan perangkat lunak ArcGIS Pro. Tahapnya terdiri dari pembuatan sampel dengan metode *cluster sampling* yang dijadikan sebagai *training dataset*, *training model Faster R-CNN* hasil training dataset digunakan untuk deteksi pohon kelapa sawit menggunakan *Deep Learning model Faster R-CNN*.

3.1.3. Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi algoritma *Template Matching* dan *Faster R-CNN* dalam perhitungan pohon secara otomatis dilakukan dengan menghitung *precision*, *recall*, dan *overall accuracy* menggunakan persamaan (1), (2), dan (3) (Li dkk., 2017). Data *ground truth* kelapa sawit menggunakan data hasil digitasi pohon kelapa sawit secara manual berdasarkan interpretasi visual.

$$Precision = \frac{Jumlah\ Kelapa\ Sawit\ Terdeteksi\ Benar}{Jumlah\ Semua\ Objek\ Terdeteksi} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{Jumlah\ Kelapa\ Sawit\ Terdeteksi\ Benar}{Jumlah\ Kelapa\ Sawit\ Pada\ Ground\ Truth} \quad (2)$$

$$Overall\ Accuracy = \frac{Precision + Recall}{2} \quad (3)$$

4. Hasil

4.1. Hasil Ortofoto

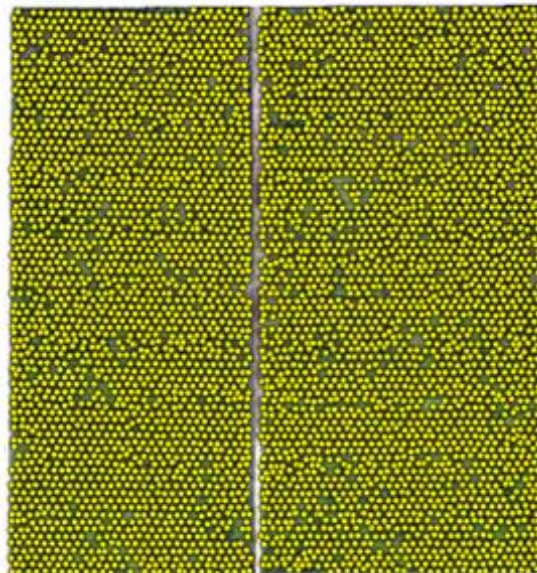
Pengolahan data foto udara 161 foto menghasilkan ortofoto dengan luas 207 hektar dan GSD 6.59 cm. Sistem koordinat ortofoto adalah sistem proyeksi UTM, datum WGS 84, dan zona 47N disesuaikan dengan wilayah penelitian. Ortofoto yang dihasilkan kemudian dipotong sesuai dengan wilayah penelitian. Pemotongan ortofoto bertujuan untuk efisiensi dalam proses deteksi pohon kelapa sawit menggunakan metode otomatis karena memerlukan perangkat keras dengan spesifikasi GPU dan VRAM yang besar, minimal 4 GB. Hasil pemotongan ortofoto disajikan pada Gambar 4 dengan luas 35 hektar. Secara visual, ortofoto dapat merepresentasikan objek-objek yang ada khususnya objek kelapa sawit dengan jelas.



Gambar 4. Hasil Ortofoto. Ortofoto dua blok kawasan perkebunan kelapa sawit dengan luas 35 hektar.

4.2. Hasil Perhitungan Manual

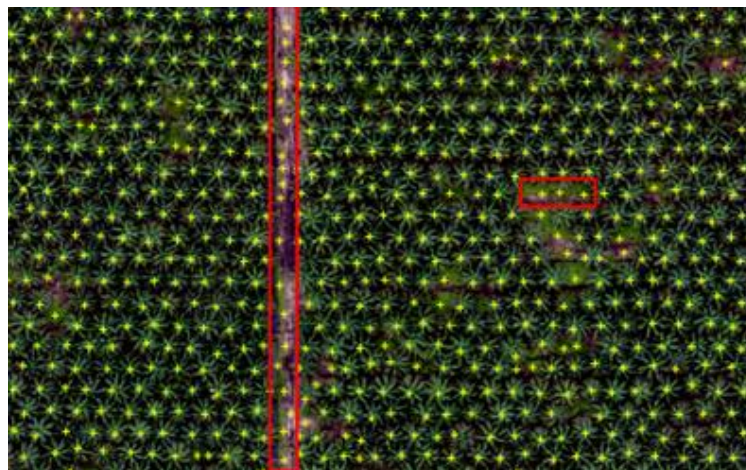
Perhitungan jumlah pohon kelapa sawit secara manual menggunakan metode digitasi melalui interpretasi visual pada perangkat lunak ArcGIS Pro. Perhitungan dengan metode ini memanfaatkan kunci-kunci interpretasi. Kunci interpretasi yang paling dominan yang digunakan pada penelitian ini yaitu rona/warna, bentuk, dan pola. Hal ini disebabkan oleh pohon kelapa sawit yang memiliki pola tanam yang khas dan sama sehingga memudahkan proses identifikasi pola tanam kelapa sawit. Deteksi kelapa sawit dapat dilakukan dengan melihat warna tajuk berupa warna hijau dengan rona terang serta bentuk tajuk pohon kelapa sawit yang khas berupa lingkaran. Hasil dari perhitungan deteksi kelapa sawit menggunakan metode digitasi dengan interpretasi manual sebesar 4777 pohon.



Gambar 5. Hasil Perhitungan Manual. Titik yang berwarna kuning mewakili satu pohon kelapa sawit.

4.3. Hasil Perhitungan Kelapa Sawit Menggunakan *Template Matching*

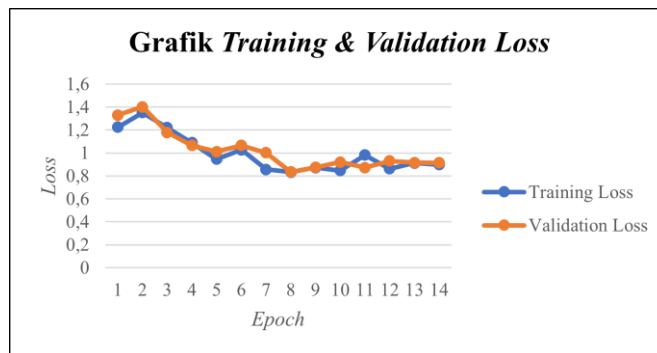
Perhitungan pohon kelapa sawit dengan algoritma *Template Matching* pada perangkat lunak eCognition diawali dengan pemilihan sampel pada ortofoto yang menghasilkan template. Bentuk template setiap kanal layer pada ortofoto memiliki nilai korelasi antara -1 sampai +1. Nilai korelasi yang mendekati 1 menunjukkan template yang dihasilkan memiliki tingkat presisi yang semakin tinggi. Template terdiri dari tiga layer yaitu Red, Green, dan Blue. Layer blue digunakan sebagai template citra untuk deteksi pohon kelapa sawit menggunakan algoritma *Template Matching* karena memiliki nilai korelasi lebih tinggi yaitu 0,4. Algoritma *Template Matching* berhasil mendeteksi 5059 pohon. Jumlah kelapa sawit yang terdeteksi dengan benar sebanyak 4500 pohon. Selisih perhitungan pohon kelapa sawit yang terdeteksi dengan benar sebanyak 277 pohon lebih sedikit jika dibandingkan dengan hasil perhitungan pohon secara manual (*ground truth*).



Gambar 6. Hasil *Template Matching*. Titik yang berwarna kuning mewakili satu pohon kelapa sawit, sedangkan kotak berwarna merah merupakan kesalahan klasifikasi objek (*non-sawit*)

4.4. Hasil Training Model Faster R-CNN

Training dataset terdiri dari 530 sampel digunakan untuk melatih model Faster R-CNN. Training model diatur menjadi maksimal 40 epoch, tapi proses training berhenti pada epoch ke-14 karena menerapkan *early stopping*. Proses training model dilakukan dengan mengaktifkan GPU memerlukan waktu 1 jam dan menghasilkan model *Faster R-CNN* yang siap digunakan untuk deteksi pohon kelapa sawit. Pada Gambar 7 dapat diamati bahwa nilai *validation loss* mengalami kenaikan pada epoch 1, 6, 10, dan 12 dan menandakan terjadinya kondisi *overfitting*. *Overfitting* terjadi jika nilai *validation loss* mengalami kenaikan. Kondisi *overfitting* teratasi pada epoch 13 dan 14 yang ditandai dengan penurunan nilai *validation loss*. Model *Faster R-CNN* ini mampu memperoleh akurasi *training model* senilai 90,2%..



Gambar 7. Hasil Grafik Training & Validation Loss. Warna biru merupakan nilai training loss dan warna merah merupakan nilai validation loss

4.5. Hasil Perhitungan Kelapa Sawit Menggunakan Faster R-CNN

Hasil deteksi pohon kelapa sawit menggunakan model di atas dapat dilihat pada Gambar 8. Jumlah pohon kelapa sawit yang terdeteksi yaitu 4844 pohon. Setiap pohon terdeteksi dengan rapi, tepat di atas tajuk pohon kelapa sawit. Selisih perhitungan jumlah pohon yang terdeteksi dengan benar sebanyak 64 pohon lebih sedikit dibandingkan dengan metode manual (*ground truth*).



Gambar 8. Hasil Deteksi Pohon dengan Faster R-CNN. Titik berwarna kuning menunjukkan objek pohon

Tabel 1. Perhitungan Akurasi Setiap Algoritma

Algoritma	Precision	Recall	Overall Accuracy
Template Matching	88,95%	94,20%	91,58%
Faster R-CNN	97,30%	98,66%	97,98%

Hasil perhitungan akurasi setiap algoritma menggunakan persamaan (I.1), (I.2), dan (I.3) dapat dilihat pada Tabel 1. Berdasarkan hasil perhitungan uji akurasi pada Tabel 1, diperoleh *overall accuracy* untuk algoritma *Template Matching* sebesar 91,58 %, algoritma *Faster R-CNN* sebesar 97,98 %. Dengan demikian, dapat disimpulkan secara kuantitatif algoritma *Faster R-CNN* memiliki hasil yang lebih baik dalam pendeteksian pohon kelapa sawit.

5. Kesimpulan

Hasil perhitungan manual (*ground truth*) sebanyak 4777 pohon, perhitungan pohon secara otomatis menggunakan *Template Matching* diperoleh hasil sebanyak 4500 pohon terdeteksi benar, terdapat selisih 277 pohon lebih sedikit dibandingkan dengan *ground truth*. Kemudian, algoritma *Faster R-CNN* menghasilkan sebanyak 4713 pohon dengan perbedaan 64 pohon lebih sedikit apabila dibandingkan dengan *ground truth*. Perhitungan pohon kelapa sawit menggunakan algoritma *Faster R-CNN* memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan algoritma *Template Matching*. Hal tersebut dibuktikan dengan hasil perhitungan *overall accuracy* algoritma *Faster R-CNN* dengan akurasi 97,98% dan *Template Matching* memiliki nilai akurasi sebesar 91,58%.

6. Acknowledgment

Penulis mengucapkan terima kasih kepada PT. Geo Survey Persada Indonesia yang telah mengizinkan penulis untuk menggunakan data foto udara untuk penelitian ini.

7. Daftar Pustaka

- Ammar, A., Koubaa, A., & Benjdira, B. (2021). Deep-learning-based automated palm tree counting and geolocation in large farms from aerial geotagged images. *Agronomy*, 11(8). <https://doi.org/10.3390/agronomy11081458>
- Cao, C., Wang, B., Zhang, W., Zeng, X., Yan, X., Feng, Z., Liu, Y., & Wu, Z. (2019). An Improved Faster R-CNN for Small Object Detection. *IEEE Access*, 7, 1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932731>
- Chaudhuri, A. (2021). Hierarchical Modified Fast R-CNN for Object Detection. *Informatica*, 45. <https://doi.org/10.31449/inf.v45i7.3732>
- eCognition. (2021). Trimble eCognition Reference Book. Trimble Germany. <https://doi.org/10.2.0>
- Gavrilescu, R., Zet, C., Fosalau, C., Skoczylas, M., & Cotovanu, D. (2018). Faster R-CNN:an Approach to Real-Time Object Detection. <https://doi.org/10.1109/ICEPE.2018.8559776>
- Hanapi, S. N. H. S., Shukor, S. A. A., & Johari, J. (2021). Normalized Cross Correlation Template Matching for Oil Palm Tree Counting from UAV image. *Journal of Physics: Conference Series*, 2107(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2107/1/012036>
- Hassan Salam, H. J. , S. H. (2021). *You Only Look Once (YOLOv3): Object Detection and Recognition for Indoor Environment*. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.4906284>
- Irsanti, D., Sasmito, B., & Bashit, N. (2019). Kajian Pengaruh Penajaman Citra untuk Perhitungan Jumlah Pohon Kelapa Sawit Secara Otomatis Menggunakan Foto Udara (Studi Kasus : KHG Bentayan Sumatra Selatan). *Jurnal Geodesi Undip* Januari, 8
- Jia, S., Diao, C., Zhang, G., Dun, A., Sun, Y., Li, X., & Zhang, X. (2019). Object Detection Based on the Improved Single Shot MultiBox Detector. *Journal of Physics: Conference Series*, 1187(4), 042041. <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-39034-5>
- Kementerian Pertanian. (2021). Statistik Perkebunan Unggulan 2019-2021.
- Li, W., Fu, H., Yu, L., & Cracknell, A. (2017). Deep learning based oil palm tree detection and counting for high-resolution remote sensing images *Remote Sensing*, 9(1). <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815985-9.00001-1>
- Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R. B., He, K., & Dollár, P. (2017). Focal Loss for Dense Object Detection. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2999–3007
- Zhang B, Wang C, Ding X, Zhu W, and Wu S (2018) Correction of Ionospheric Artifacts in SAR Data: Application to Fault Slip Inversion of 2009 Southern Sumatra Earthquake. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 15 (9):1327-1331. doi:10.1109/LGRS.2018.2844686