

KLASIFIKASI POHON KELAPA SAWIT PADA DATA FUSI CITRA LIDAR DAN FOTO UDARA MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Desta Sandya Prasvita¹⁾, Mayanda Mega Santoni²⁾, Rio Wirawan³⁾, Novi Trihastuti⁴⁾

^{1,2,3)} Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia

⁴⁾ PT ASI Pudjiastuti Geosurvey

Jl. Ki Mangunsarkoro No.21, Menteng, Jakarta Pusat, DKI Jakarta, Indonesia

e-mail: desta.sandya@upnvj.ac.id¹⁾, megasantoni@upnvj.ac.id²⁾, rio.wirawan@upnvj.ac.id³⁾, ntrihastuti2021@gmail.com⁴⁾

ABSTRAK

Proses pemantauan pertumbuhan pohon kelapa sawit merupakan salah satu aspek penting yang menentukan kualitas hasil produksi perkebunan kelapa sawit. Proses ini membutuhkan waktu yang lama dan sangat sulit jika dilakukan oleh manusia. Masa depan kelapa sawit diprediksi akan semakin prospektif dikarenakan kemajuan teknologi yang pesat serta semakin meningkatnya kesadaran manusia akan kelestarian lingkungan. Teknologi penginderaan jauh saat ini banyak dikembangkan di bidang perkebunan dan pertanian, salah satunya adalah dengan teknologi foto udara dan LiDAR. Namun, di Indonesia pemanfaatan teknologi LiDAR untuk pemetaan belum terlalu populer karena terbilang teknologi baru dan banyak komunitas perkebunan yang belum begitu mengenal teknologi tersebut. Fokus penelitian adalah tahapan awal dalam pengembangan sistem monitoring jarak jauh untuk pohon kelapa sawit menggunakan data LiDAR dan foto udara, yaitu pada tahapan klasifikasi. Pekerjaan dilakukan mulai dari proses pengumpulan data dan eksperimen untuk mendapatkan model klasifikasi yang optimal untuk identifikasi pohon kelapa sawit. Data yang digunakan adalah data fusi LiDAR dan foto udara di wilayah perkebunan kelapa sawit di Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), dengan akurasi tertinggi menggunakan fitur RGB sebesar 98%, akurasi terendah menggunakan fitur LiDAR sebesar 86%, sedangkan dengan penggabungan data fusi LiDAR dan foto udara adalah sebesar 97%.

Kata Kunci: LiDAR, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Kelapa Sawit.

ABSTRACT

Oil palm tree growth monitoring process is one of the important aspects that determine the quality of oil palm production. This process takes a long time and is very difficult for humans to do. The future of oil palm will be more prospective due to rapid technological advances and increasing human awareness of environmental sustainability. Remote sensing technology is currently being developed in the fields of plantations and agriculture, one of which is aerial photography and LiDAR technology. However, in Indonesia the use of LiDAR technology for mapping is not very popular because it is a new technology and many plantation communities are not familiar with the technology. Because this technology is relatively new and many plantation communities are not familiar with the technology. The focus of this research is the initial stage in developing a remote monitoring system for oil palm trees using LiDAR data and aerial photographs, namely the classification stage. Work was carried out starting from the data collection process and experiments to obtain an optimal classification model for the identification of oil palm trees. The data used are LiDAR image and aerial image fusion data of oil palm plantation areas in Pontianak, West Kalimantan, Indonesia. The classification method used is Convolutional Neural Network, with the highest accuracy using the RGB feature of 98%, the lowest accuracy using the LiDAR feature of 86%, while the combination of LiDAR fusion data and aerial photography is 97%.

Keywords: LiDAR, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Palm Oil.

I. PENDAHULUAN

Masa depan kelapa sawit diprediksi akan semakin prospektif dengan semakin meningkatnya permintaan global terhadap minyak goreng. Diprediksi permintaan global terhadap minyak goreng pada tahun 2050 akan meningkat dua kali dari konsumsi tahun 2008, yaitu sekitar 240 juta ton [1]. Di Indonesia, perkebunan kelapa sawit terus berkembang dan menjadikan Indonesia sebagai produsen kelapa sawit terbesar di dunia [2]. Namun, perkebunan kelapa sawit di Indonesia masih memiliki banyak tantangan, terutama dalam hal kelestarian lingkungan hidup. Perkebunan kelapa sawit diklaim merusak kelestarian lingkungan dengan mengubah lahan hutan menjadi bukan lahan hutan (deforestasi). Kajian saat ini menunjukkan bahwa kelapa sawit telah menyebabkan hilangnya hutan sebesar 2-3% yang berdampak negatif terhadap keanekaragaman hayati [3].

Perkembangan riset dan teknologi yang pesat serta semakin meningkatnya kepedulian manusia akan

kelestarian lingkungan diyakini akan membuat masa depan perkebunan kelapa sawit semakin prospektif dengan *precision farming*. *Precision farming* merupakan suatu sistem pengelolaan lahan pertanian yang berbasis informasi keragaman lahan, tanaman, dan iklim untuk menghasilkan suatu keputusan terbaik dengan tujuan untuk memperoleh keuntungan yang optimal, berkelanjutan, dengan tetap menjaga dan melindungi kelestarian lingkungan [4].

Manajemen perkebunan kelapa sawit yang baik harus memperhatikan segala aspek, mulai dari aspek pembukaan lahan, pembenihan sampai pemanenan. Beberapa proses penting yang menentukan kualitas produktivitas hasil tanaman kelapa sawit adalah proses pembenihan, penanaman, pengendalian hama, pemeliharaan dan pemantauan, serta proses panen buah kelapa sawit. Pohon-pohon kelapa sawit baru akan berbuah sekitar tiga sampai empat tahun setelah ditanam, dimana tahapan pemeliharaan atau pemantauan (*controlling*) menjadi yang sangat menentukan dalam keberhasilan panen buah kelapa sawit. Salah satu aspek penting dalam tahapan pemantauan perkebunan kelapa sawit adalah pemantauan tentang lokasi dan jumlah pohon kelapa sawit di area perkebunan. Dari informasi tersebut, dapat diketahui pertumbuhan dan perkembangan pohon kelapa sawit setelah penanaman seperti usia atau tingkat kelangsungan hidup dari pohon-pohon kelapa sawit tersebut. Disamping itu juga dapat digunakan untuk memprediksi hasil minyak dari kelapa sawit. Proses pemantauan setiap pohon kelapa sawit tersebut membutuhkan waktu yang lama dan sangat sulit dilakukan oleh manusia.

Di kalangan komunitas kelapa sawit Indonesia, penggunaan LiDAR belum terlalu populer. Hal tersebut dikarenakan teknologi ini memang terbilang baru, juga banyak komunitas perkebunan yang belum banyak memanfaatkan teknologi penginderaan jauh. Padahal di bidang pertambangan, posisi LiDAR bisa dibilang sangat berperan. Teknologi pemetaan Airborne LiDAR memadukan antara LRF (*Laser Range Finder*), POS (*Positioning and Orientation System*) yang diintegrasikan dengan DGPS (*Differential Global Positioning System*), IMU (*Inertial Measurement Unit*) dan *Control Unit*. Prinsip kerja sistem LiDAR secara umum adalah sensor memancarkan sinar laser ke target di permukaan bumi, kemudian sinar laser tersebut dipantulkan kembali ke sensor. Alat LiDAR dan kamera foto udara ditempatkan di pesawat yang sebelumnya telah dilubangi bagian bawah badannya [5].

Algoritma komputasi yang semakin canggih juga memungkinkan komputer atau mesin dapat belajar berdasarkan data sedemikian sehingga dapat memiliki kecerdasan yang sama dengan manusia, yang dikenal sebagai metode *machine learning*. Teknik pengolahan citra digital juga memungkinkan komputer dapat melihat seperti mata manusia. Dengan adanya teknologi *remote sensing* LiDAR dan foto udara, serta algoritma cerdas *machine learning* dan pengolahan citra digital diharapkan dapat mengatasi permasalahan yang ada dalam perkebunan kelapa sawit. Yaitu dengan cara mengotomatisasi proses pemantauan pohon kelapa sawit di perkebunan, mulai dari mengidentifikasi pohon kelapa sawit, jumlah kelapa sawit, hingga mengetahui kualitas kelapa sawit hasil identifikasi tersebut.

Telah dilakukan penelitian untuk identifikasi pohon kelapa sawit di area perkebunan kelapa sawit di Malaysia, dataset yang diakuisisi melalui sensor spektrometer pencitraan udara AISA yang terdiri dari 20 pita (*bands*) dalam spektrum tampak dan *near-infrared*. Penelitian yang dilakukan terdiri atas 2 tahapan yaitu pra-pemrosesan dan tahapan pra-pemrosesan. Pada tahapan pra-pemrosesan melibatkan beberapa langkah yaitu koreksi geometris dan radiometrik, koreksi iluminasi lintas jalur, dan transformasi *Minimum Noise Fraction* (MNF), sedangkan tahapan pemrosesan terdiri dari beberapa tahapan diantaranya analisis tekstur dengan *Grey-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *edge enhancement* dengan menerapkan filter Sobel, segmentasi objek dengan *threshold*, Rekonstruksi morfologi dengan erosi, dan *blob analysis*. Rata-rata akurasi pada penelitian ini adalah 95%. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan yaitu penghitungan pohon kelapa sawit masih dilakukan secara semi-otomatis yaitu pada pemilihan *threshold* selama proses segmentasi dan juga pemilihan ukuran elemen struktur dalam morfologi serta masih kurang akuratnya identifikasi pohon kelapa sawit yang tumpang tindih [6].

Telah dilakukan juga penelitian untuk identifikasi dan menghitung pohon kelapa sawit secara otomatis dengan metode CNN dan *post-processing* dengan *sample merging*. Wilayah studi penelitian ini terletak di bagian selatan Malaysia, pohon di wilayah studi pohon kelapa sawit ditanam lebih banyak dan tajuknya sering tumpang tindih. Penelitian yang dilakukan ini terdiri atas 3 tahapan, yaitu membangun model klasifikasi dengan CNN, deteksi pohon kelapa sawit, dan *post-processing* dengan teknik *sample merging*. Akurasi klasifikasi pada penelitian ini mencapai 96% dengan masih terdapatnya masalah dalam mengidentifikasi vegetasi [7].

Selanjutnya dilakukan perbaikan metode pada penelitian sebelumnya yaitu dengan metode berbasis TS-CNN

(*two-stage CNN*), yaitu dengan proses CNN dua tahap. Tahap CNN pertama yaitu untuk klasifikasi tutupan lahan (*Land Cover Classification*) dengan 3 kelas (area perkebunan kelapa sawit, vegetasi lain, dan kedap air/awan) dengan ukuran 65x65 piksel. Tahap CNN kedua, untuk klasifikasi objek dengan 4 kelas (latar belakang, kelapa sawit, vegetasi lain, dan kedap air/awan) dengan ukuran piksel 17x17. Penelitian ini melakukan identifikasi citra dalam skala besar dan memperoleh skor F1 rata-rata tertinggi sebesar 95% di antara 11 metode deteksi kelapa sawit di wilayah studi penelitian [8].

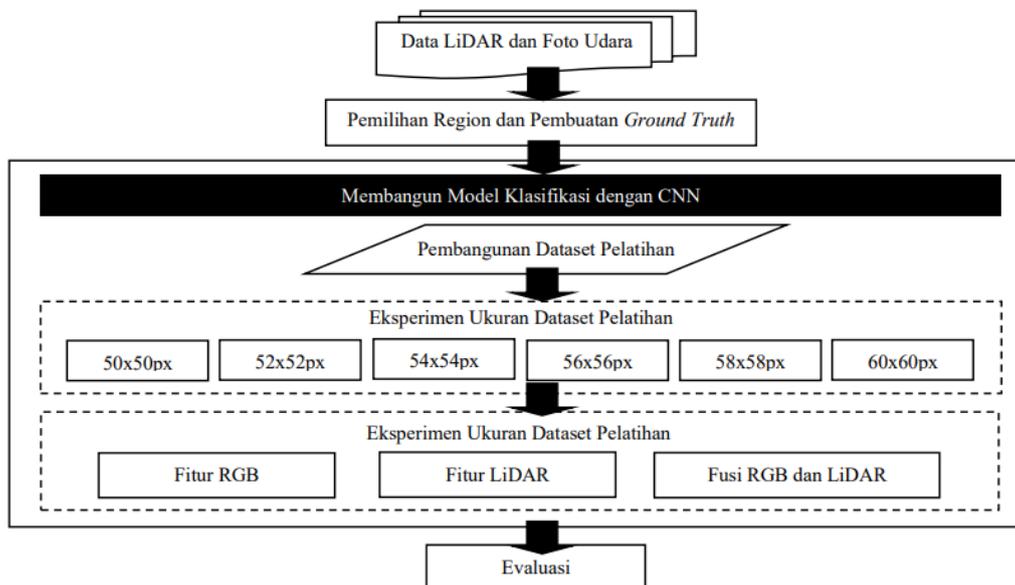
Penelitian data fusi citra LiDAR dan foto udara telah dilakukan untuk klasifikasi objek bangunan, vegetasi, mobil, dan tanah dengan *overall accuracy* sebesar 83.7%. Penelitian ini menggunakan metode *maximum likelihood classifier* dengan fitur yang terdapat pada data citra LiDAR (*first echo*, *last echo* dan *intensity*), fitur pada *aerial optical images* (RGB) dan *Near Infra-Red* (NIR) [9]. Penelitian dilanjutkan dengan menambahkan fitur turunan data LiDAR yaitu, *Height Difference* (HD) dan *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) dengan menggunakan metode klasifikasi *fuzzy markov random field* dan membandingkannya dengan *markov random field* [10]. Penelitian ini dapat mengklasifikasikan objek berupa bangunan, pohon, rumput, tanah kosong menggunakan data fusi citra LiDAR dan foto udara dengan *overall accuracy* sebesar 88.9%.

Dari kondisi umum dan latar belakang masalah terkait perkebunan kelapa sawit, maka dilakukan penelitian untuk klasifikasi pohon kelapa sawit menggunakan data citra LiDAR dan foto udara di perkebunan kelapa sawit Kalimantan, Indonesia. Fokus pada penelitian ini adalah membangun model klasifikasi yang nantinya model tersebut akan digunakan untuk mendeteksi pohon kelapa sawit saat proses pemantauan perkebunan secara jarak jauh. Metode klasifikasi yang digunakan adalah CNN. CNN diperkenalkan oleh Yann Lecun dan Joshua Bengio [11], yang mana metode ini terinspirasi dari cara kerja saraf pada korteks visual kucing yang di dalamnya terdapat sebuah susunan yang kompleks [12]. CNN merupakan salah satu jenis dari *Multilayer Neural Network*. CNN juga sama seperti teori neural network lainnya yang dilatih menggunakan algoritma *backpropagation*. CNN dirancang untuk mengenali pola visual secara langsung dari piksel citra dengan meminimalkan pra-proses. CNN dapat mengenali pola dengan variasi yang beragam, robust terhadap distorsi dan transformasi geometri yang sederhana.

Kebaruan penelitian ini adalah penggunaan data fusi LiDAR dan foto udara dengan menggunakan area studi di perkebunan kelapa sawit di Kalimantan, Indonesia. Dimana belum ada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *machine learning* dengan data fusi LiDAR dan foto udara khususnya di wilayah perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Tantangan pada penelitian ini adalah data pohon kelapa sawit yang ditanam dengan sangat rapat, bahkan banyak pohon kelapa sawit yang terlihat tumpang tindih.

II. METODOLOGI

Terdapat beberapa tahapan pada penelitian ini, yaitu 1) pengumpulan data LiDAR dan foto udara, 2) pemilihan region dan pembuatan *ground truth*, 3) Membangun model klasifikasi dengan CNN, dan 4) evaluasi. Metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian.

A. Data LiDAR dan Foto Udara

Data yang digunakan adalah wilayah perkebunan kelapa sawit di Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia. Kalimantan Barat merupakan provinsi dengan lahan sawit terluas ke-3 setelah Riau dan Sumatera Utara [13]. Perkebunan kelapa sawit di Kalimantan cukup mewakili perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Pohon kelapa sawit pada perkebunan tersebut ditanam sangat berdekatan, dan terlihat tumpang tindih satu pohon dengan pohon yang lainnya, serta tidak ada tamanan perkebunan lain yang ditanam selain pohon kelapa sawit. Objek lain selain kelapa sawit terdapat jalan, bangunan, tanah, rumput, pohon, namun mayoritas adalah pohon kelapa sawit.

Data citra yang digunakan pada penelitian ini adalah data fusi citra LiDAR (*Light Detection and Ranging*) dan *aerial optical images* dengan ukuran yaitu 10311 x 10243 piksel. Data diperoleh dari perusahaan PT. ASI Pudjiastuti Geosurvey, perusahaan yang bergerak dalam akuisisi data LIDAR. LiDAR adalah salah satu metode yang digunakan untuk pengindraan jauh yang mengukur jarak dengan menyinari target permukaan bumi dengan laser. LiDAR merupakan media yang relatif baru di bidang fotogrametri (teknik pemetaan melalui udara). LiDAR menghasilkan citra berbentuk 3 dimensi yang memiliki resolusi dan akurasi yang sangat baik. Data LiDAR terdiri atas *digital elevation model* (DEM), *digital surface model* (DSM), dan *intensity*. DEM adalah representasi dari tempat kejadian setelah laser menembus benda-benda lunak seperti vegetasi gugur, sehingga bangunan (jaringan listrik, gedung dan menara) dan fitur alam (pohon dan jenis vegetasi lainnya) tidak termasuk dalam DEM. DSM adalah model permukaan bumi dengan menggambarkan seluruh objek permukaan bumi yang terlihat. Objek bangunan, vegetasi yang menutupi tanah dan objek tanah yang terbuka termasuk dalam data tersebut. LiDAR juga mengambil informasi secara bersamaan yaitu data intensitas atau kekuatan sinyal yang dipantulkan oleh permukaan. Data intensitas ini sangat berguna jika terdapat objek yang berbeda namun memiliki ketinggian yang sama seperti air dan jalan raya [14].

Kelebihannya dibandingkan dengan metode lain adalah data LiDAR dapat digunakan untuk mengukur ketinggian suatu daerah, memiliki akurasi dan presisi yang tinggi pada daerah yang tidak berbukit, dan citra dari data LiDAR tidak memiliki bayangan. Namun data LiDAR memiliki kekurangan yaitu tidak ada informasi tekstur permukaan dan tidak ada informasi warna. Maka saat ini pengambilan data citra LiDAR sering kali dilakukan bersamaan dengan akuisisi data dari gelombang lain yaitu dengan foto udara. Hasil akuisisi foto udara berupa *true color image* (citra RGB) yang memiliki *channel* merah, hijau, dan biru. Proses melengkapi data LiDAR juga disebut sebagai *data fusion* [10].

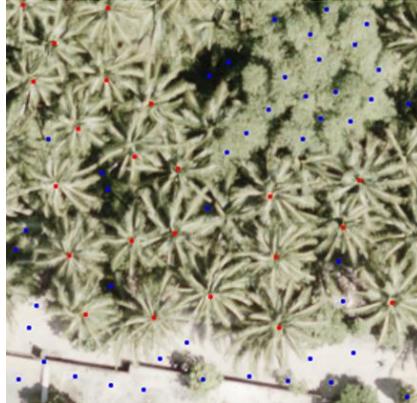
B. Pemilihan Sampel Data dan Pembuatan Ground Truth

Data citra LiDAR dan foto udara dengan ukuran 10311 x 10243 piksel dibagi dalam beberapa region, dengan masing-masing region berukuran 1500 x 1500 piksel. Pemilihan region ini dilakukan untuk mengurangi waktu proses dalam pembangunan model klasifikasi. Pada penelitian dipilih 6 sampel region yang digunakan untuk membangun dataset pelatihan. Enam region dipilih yaitu yang mewakili semua objek yang terdapat pada data citra, yaitu objek pohon kelapa sawit jalan, bangunan, tanah, rumput, dan pohon. Gambar 2 merupakan data citra perkebunan kelapa sawit yang dibagi dalam beberapa region, sampel yang digunakan adalah region dengan kotak warna kuning.



Gambar 2. Pemilihan Sampel Data.

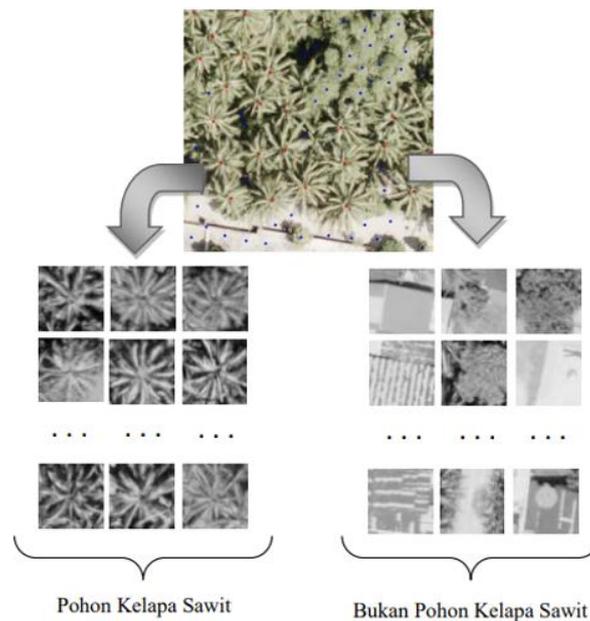
Setelah dipilih 6 sampel region yang digunakan pada penelitian, tahapan selanjutnya adalah pembuatan *ground truth* pada semua region terpilih. Pembuatan *ground truth* dilakukan dengan cara memberi label secara manual pada gambar berukuran 1500 x 1500. Pada citra tersebut ditandai mana yang pohon kelapa sawit dan bukan pohon kelapa sawit. Untuk pohon kelapa sawit ditandai dengan titik warna merah, dan latar belakang ditandai titik warna biru. Gambar 3 adalah contoh dari *ground truth*.



Gambar 3. Pembuatan *Ground Truth*.

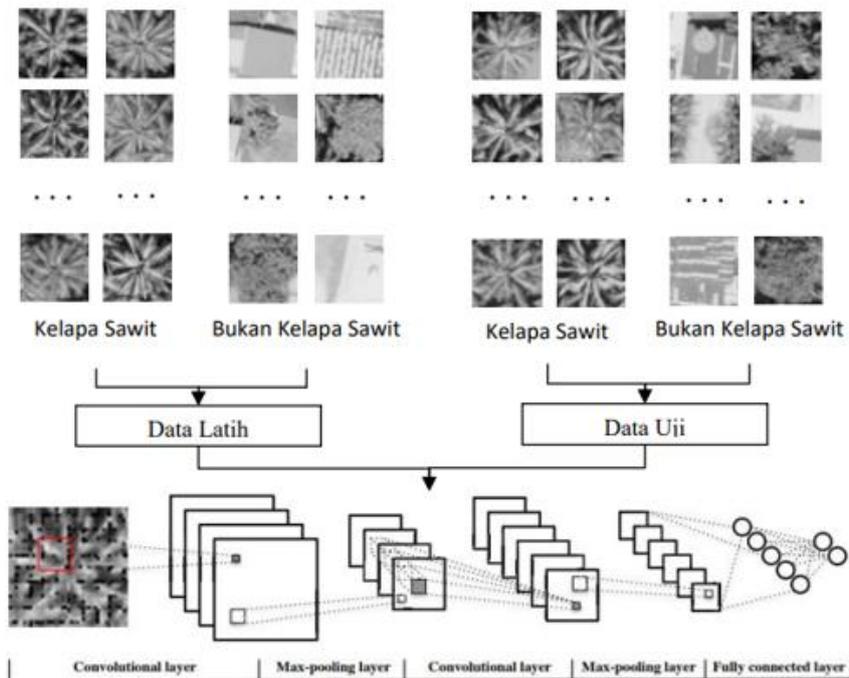
C. Training CNN dan Optimalisasi Parameter

Untuk proses pembangunan model dibutuhkan dataset pelatihan, yang dibagi ke dalam 2 kelas yaitu kelas kelapa sawit dan bukan kelapa sawit. Dataset diperoleh dari sampel data terpilih dengan *ground truth* yang telah dibuat. Ukuran piksel ditentukan dari ukuran piksel pohon kelapa sawit pada citra, dimana ukuran piksel kelapa sawit pada citra adalah kisaran 50x50 piksel sampai 60x60 piksel. Gambar 4 adalah tahapan membangun dataset pelatihan.



Gambar 4. Tahapan Membangun Dataset Pelatihan.

Dataset pelatihan tersebut dibagi ke dalam data latih dan data uji, 80% untuk data latih dan 20% data uji. Data latih digunakan untuk membangun model CNN, sedangkan data uji digunakan untuk menguji model. Arsitektur dari CNN dibagi menjadi 2 bagian besar, *Feature Extraction Layer* dan *Fully-Connected Layer* (MLP). Pada penelitian ini ditetapkan layer pada *Feature Extraction Layer* berjumlah 2 layer, sedangkan *Fully-Connected Layer* (MLP) berjumlah 3. Pada *Feature Extraction Layer*, akan ditentukan ukuran filter dan fungsi aktivasi yang paling optimal. *Fully-Connected Layer* (MLP) akan ditentukan units dan fungsi aktivasi yang paling optimal. *Rate dropout* dan *learning rate* juga ditentukan pada eksperimen ini. Penentuan parameter optimal CNN dilakukan dengan *tuning hyperparameter* menggunakan library Kerastuner bersamaan dengan library Tensorflow.



Gambar 5. Tahapan Pelatihan dengan CNN.

Pada tahapan ini dilakukan eksperimen untuk mendapatkan model optimal pada klasifikasi pohon kelapa sawit menggunakan data LiDAR dan foto udara dengan metode klasifikasi CNN. Berikut ini adalah eksperimen yang dilakukan pada penelitian:

1) Eksperimen Penentuan Ukuran Piksel Dataset Citra Pohon Kelapa Sawit.

Ukuran piksel dataset ditentukan dari ukuran piksel pohon kelapa sawit pada citra, dimana ukuran piksel kelapa sawit pada citra adalah kisaran 50x50 piksel sampai 60x60 piksel. Maka pada penelitian ini dilakukan percobaan dengan untuk menentukan ukuran piksel dataset kelapa sawit yaitu ukuran piksel citra 50x50, 52x52, 54x54, 56x56, 58x58, dan 60x60 dengan menggunakan CNN. Tabel I adalah jumlah dataset untuk data *training* dan data *testing* masing-masing ukuran piksel.

TABEL I
JUMLAH DATA LATIH DAN UJI SETIAP UKURAN PIKSEL

Ukuran Piksel	Jumlah Dataset					
	Data Training			Data Testing		
	Kelas Kelapa Sawit	Kelas Bukan Kelapa Sawit	Jumlah Data Training (80%)	Kelas Kelapa Sawit	Kelas Bukan Kelapa Sawit	Jumlah Data Testing (30%)
50x50	3.408	3.836	7.244	875	936	1.811
52x52	3.406	3.821	7.227	863	944	1.807
54x54	3.401	3.812	7.213	859	945	1.804
56x56	3.396	3.804	7.200	851	949	1.800
58x58	3.389	3.796	7.185	846	951	1.797
60x60	3.362	3.797	7.159	855	935	1.790

2) Eksperimen Fitur Data LiDAR dan Foto Udara.

Setiap percobaan ukuran piksel dataset citra, juga dilakukan kombinasi percobaan terhadap percobaan fitur-fitur yang tersedia dalam data citra LiDAR dan *aerial optical images*. Percobaan ini dilakukan perbandingan terhadap fitur foto udara (RGB), fitur LiDAR saja (DEM, DSM, CHM, dan *intensity*), serta penggabungan fitur RGB dan LiDAR (RGB, DEM, DSM, CHM, dan *intensity*).

Fitur turunan dari DEM dan DSM adalah *Canopy Height Model* (CHM), yaitu dengan dengan DEM dikurangi dari nilai DSM. Fitur CHM ini merupakan representasi dari tinggi pohon pada wilayah pengukuran. Tinggi pohon diukur melalui jarak antara *ground* atau permukaan dengan titik tertinggi pohon. [15].

D. Evaluasi

Untuk mengevaluasi hasil terhadap metode yang diusulkan adalah dengan membuat *confusion matrix* dari *testing dataset*. *Confusion matrix* adalah tabel yang terdiri atas banyaknya data uji yang diprediksi benar dan tidak benar oleh model klasifikasi. Baris pada *confusion matrix* menyatakan label yang diberikan oleh *classifier*, sedangkan kolomnya menyatakan label pada *ground truth*. Elemen matriks a_{ij} pada *confusion matrix* menyatakan banyaknya elemen yang sebenarnya merupakan kelas φ_i , tetapi diberi label kelas φ_j oleh *classifier*. Tabel *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel II.

TABEL II
CONFUSION MATRIX

		Ground Truth				Total
		φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	
Classifier	φ_1	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	$\sum_{i=1}^4 (a_{1i})$
	φ_2	a_{21}	a_{22}	a_{23}	a_{24}	$\sum_{i=1}^4 (a_{2i})$
	φ_3	a_{31}	a_{32}	a_{33}	a_{34}	$\sum_{i=1}^4 (a_{3i})$
	φ_4	a_{41}	a_{42}	a_{43}	a_{44}	$\sum_{i=1}^4 (a_{4i})$
	Total	$\sum_{i=1}^4 (a_{i1})$	$\sum_{i=1}^4 (a_{i2})$	$\sum_{i=1}^4 (a_{i3})$	$\sum_{i=1}^4 (a_{i4})$	$\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 (a_{ij})$

Hasil penelitian ini diukur dengan menggunakan tingkat akurasi dari data fusi citra LiDAR dan *aerial optical images* yang diuji dan diamati. Dari *confusion matrix* dapat diturunkan rumus akurasi yang dinyatakan pada (1),

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_{i=1}^k (a_{ii})}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (a_{ij})} \times 100\% \quad (1)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen ini dilakukan untuk mendapatkan model terbaik pada klasifikasi pohon kelapa sawit menggunakan data fusi citra LiDAR dan foto udara dengan metode klasifikasi CNN. Berikut ini merupakan hasil *tuning hyperparameter* CNN, akurasi setiap percobaan menggunakan parameter CNN yang sudah diperoleh dari tahap *tuning hyperparameter*, serta hasil deteksi pohon kelapa sawit.

A. Tuning Hyperparameter

Berikut ini adalah hasil *tuning hyperparameter* untuk setiap percobaan fitur, yaitu fitur RGB, fitur LiDAR, dan fusi LiDAR dan foto udara. Seluruh Percobaan fitur dikombinasikan dengan percobaan ukuran dataset pelatihan, yaitu ukuran citra 50x50, 52x52, 54x54, 56x56, 58x58, dan 60x60 piksel.

1) Fitur Foto Udara (RGB)

Tabel III adalah hasil *tuning hyperparameter* CNN untuk fitur RGB untuk masing-masing ukuran dataset pelatihan klasifikasi citra pohon kelapa sawit.

TABEL III
HASIL TUNING HYPERPARAMETER CNN UNTUK FITUR RGB

Ukuran Dataset Pelatihan		50x50	52x52	54x54	56x56	58x58	60x60
Convolutional Layer ke-1	Filters	84	72	72	84	78	30
	fungsi aktivasi	relu	tanh	tanh	tanh	tanh	tanh
	Padding	valid	valid	same	valid	valid	valid
Convolutional Layer ke-2	Filters	42	84	90	48	90	60
	fungsi aktivasi	relu	tanh	tanh	tanh	relu	tanh
Fully-Connected Layer (MLP) ke-1	units	16	40	28	28	46	40
	fungsi aktivasi	relu	tanh	relu	tanh	relu	tanh
Fully-Connected Layer (MLP) ke-2	units	34	16	22	22	40	40
	fungsi aktivasi	tanh	relu	tanh	relu	tanh	relu
Fully-Connected Layer (MLP) ke-3	units	28	40	28	40	34	22
	fungsi aktivasi	tanh	relu	relu	relu	tanh	tanh
Dropout		0.2	0.2	0.6	0.8	0.3	0.6
Learning Rate		0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

2) *LiDAR (DEM, DSM, CHM, dan intensity)*

Tabel IV adalah hasil *tunning hyperparameter* CNN untuk fitur LiDAR dengan masing-masing ukuran dataset pelatihan klasifikasi citra pohon kelapa sawit.

TABEL IV
HASIL TUNING HYPERPARAMETER CNN UNTUK FITUR LiDAR.

Ukuran Dataset Pelatihan		50x50	52x52	54x54	56x56	58x58	60x60
<i>Convolutional Layer</i> ke-1	Filters	42	90	54	36	72	78
	fungsi aktivasi	tanh	tanh	relu	tanh	relu	tanh
	Padding	valid	valid	same	same	valid	valid
<i>Convolutional Layer</i> ke-2	Filters	84	72	54	66	54	42
	fungsi aktivasi	relu	relu	tanh	tanh	tanh	tanh
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-1	units	22	22	46	34	46	34
	fungsi aktivasi	tanh	relu	tanh	tanh	tanh	tanh
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-2	units	46	40	34	16	22	40
	fungsi aktivasi	tanh	tanh	relu	relu	relu	relu
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-3	units	46	40	40	22	16	34
	fungsi aktivasi	tanh	tanh	relu	tanh	tanh	tanh
<i>Dropout</i>		0.1	0.4	0.4	0.3	0.5	0.8
<i>Learning Rate</i>		0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

3) *Penggabungan Fitur RGB dan LiDAR (DEM, DSM, CHM, dan intensity)*

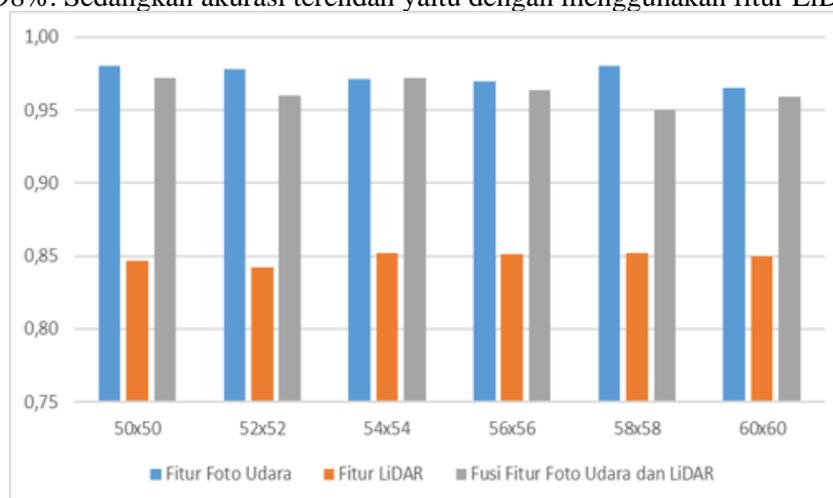
Tabel V adalah hasil *tunning hyperparameter* CNN untuk penggabungan fitur RGB dan LiDAR dengan masing-masing ukuran dataset pelatihan klasifikasi citra pohon kelapa sawit.

TABEL V
HASIL TUNING HYPERPARAMETER CNN UNTUK PENGGABUNGAN FITUR RGB DAN LiDAR.

Ukuran Dataset Pelatihan		50x50	52x52	54x54	56x56	58x58	60x60
<i>Convolutional Layer</i> ke-1	Filters	90	36	84	72	72	66
	fungsi aktivasi	tanh	tanh	tanh	tanh	tanh	tanh
	Padding	same	valid	valid	same	same	valid
<i>Convolutional Layer</i> ke-2	Filters	78	42	84	30	36	42
	fungsi aktivasi	tanh	relu	tanh	tanh	tanh	tanh
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-1	units	16	40	28	34	46	34
	fungsi aktivasi	tanh	relu	relu	relu	relu	tanh
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-2	units	28	28	16	28	28	40
	fungsi aktivasi	tanh	tanh	tanh	tanh	tanh	relu
<i>Fully-Connected Layer</i> (MLP) ke-3	units	34	34	46	22	40	40
	fungsi aktivasi	relu	relu	relu	relu	tanh	tanh
<i>Dropout</i>		0.5	0.5	0.2	0.1	0.3	0.5
<i>Learning Rate</i>		0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001	0.0001

B. Analisis Eksperimen Membangun Model Klasifikasi CNN

Hasil *tunning hyperparameter* digunakan sebagai parameter pada klasifikasi citra pohon kelapa sawit. Adapun perbandingan akurasi setiap percobaan dapat dilihat pada Gambar 6. Grafik tersebut adalah perbandingan akurasi dari masing-masing fitur yang dibandingkan pada eksperimen ini serta ukuran sampel citra yang digunakan. Akurasi tertinggi adalah dengan menggunakan fitur RGB dengan menggunakan ukuran dataset citra 50x50, akurasi yaitu sebesar 98%. Sedangkan akurasi terendah yaitu dengan menggunakan fitur LiDAR sebesar 86%.



Gambar 6. Grafik Perbandingan Akurasi Eksperimen.

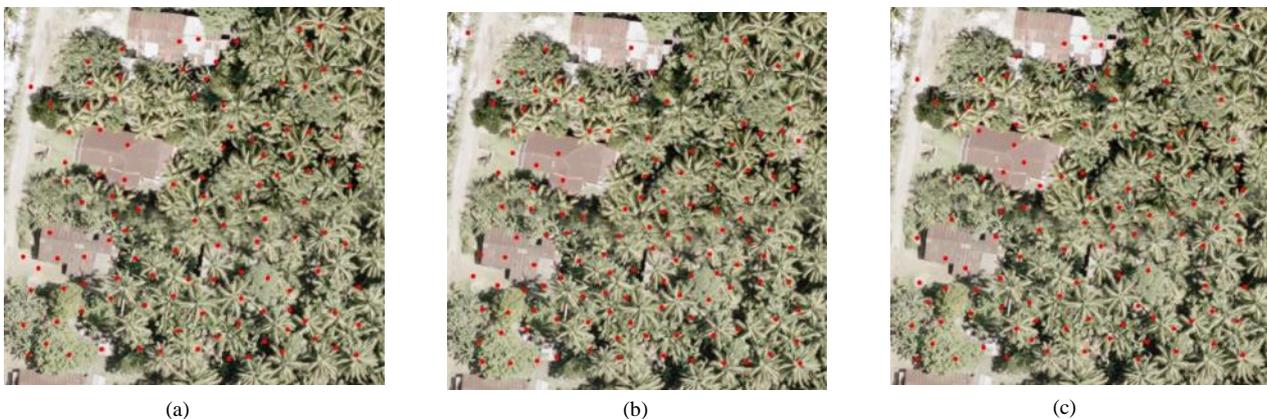
Terlihat bahwa akurasi tertinggi adalah dengan menggunakan fitur RGB saja. Hasil analisis pada eksperimen ini menyatakan bahwa untuk membedakan pohon kelapa sawit satu dengan yang lainnya dapat dibedakan dengan warna. Akurasi paling rendah adalah dengan menggunakan fitur LiDAR saja, hal tersebut menyatakan tidak cukup mengklasifikasikan pohon kelapa sawit hanya dengan fitur ketinggian dan intensitas. Karena ada beberapa objek lain yang memiliki ketinggian dan intensitas yang sama dengan pohon kelapa sawit, misalnya vegetasi lainnya. Penggabungan fitur RGB dan LiDAR juga belum dapat meningkatkan akurasi terhadap fitur RGB. Perlu dikaji lagi terhadap fitur data LiDAR, karena jika informasi warna ditambahkan informasi terkait ketinggian dan lemah/kuatnya daya pantul seharusnya akan meningkatkan akurasi klasifikasi pohon kelapa sawit.

C. Deteksi Pohon Kelapa Sawit

Data citra dideteksi dengan menggunakan jendela geser (*sliding window*), yaitu dengan menggunakan jendela dengan ukuran tertentu yang bergerak menelusuri untuk mengklasifikasikan setiap lokal area citra menggunakan model klasifikasi yang telah dibuat pada tahapan sebelumnya. Ukuran jendela yang digunakan dalam mendeteksi pohon kelapa sawit pada citra adalah konstan, yaitu sesuai dengan ukuran piksel dataset citra yang diperoleh pada eksperimen membangun model klasifikasi. Fitur RGB menggunakan ukuran jendela 50x50 piksel, fitur LiDAR menggunakan jendela 54x54 piksel, sedangkan fitur fusi LiDAR dan RGB menggunakan ukuran jendela ketetanggaan 50x50 piksel.

Langkah geser (jarak perpindahan jendela geser di setiap langkah) juga memiliki pengaruh besar pada hasil deteksi pohon kelapa sawit. Jika langkah geser terlalu besar, banyak sampel akan terlewatkan dan tidak terdeteksi. Jika langkah geser terlalu kecil, satu sampel dapat terdeteksi berulang kali. Dalam penelitian ini, langkah geser ditetapkan yaitu sebesar 10 piksel.

Gambar 7 adalah hasil deteksi pohon kelapa sawit menggunakan data citra LiDAR dan *aerial optical images*. Hasil deteksi masih belum bekerja dengan baik, terlihat masih banyak objek yang salah terdeteksi. Beberapa objek bukan kelapa sawit yang terdeteksi sebagai pohon kelapa sawit. Ada banyak pohon kelapa sawit yang terdeteksi lebih dari 1 kali, dan banyak juga pohon kelapa sawit yang terdeteksi tidak tepat di pusat pohon.



Gambar 7. (a) Hasil Deteksi Menggunakan Fitur RGB, (b) Hasil Deteksi Menggunakan Fitur LiDAR, dan (c) Hasil Deteksi Menggunakan Fitur Fusi LiDAR dan RGB.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini telah dilakukan pembangunan model klasifikasi pohon kelapa sawit dengan menggunakan algoritma CNN pada data LiDAR dan foto udara. Dilakukan mulai dari pengumpulan data, pembuatan *ground truth*, membangun dataset pelatihan, dan pembangunan model klasifikasi. Dari hasil eksperimen, diperoleh akurasi model klasifikasi tertinggi yaitu dengan menggunakan fitur RGB dengan akurasi 98%, dan akurasi terendah 86% hanya dengan menggunakan fitur LiDAR saja. Fusi LiDAR dan foto udara juga belum dapat meningkatkan akurasi terhadap fitur RGB, dengan akurasi sebesar 97%.

Penelitian yang dilakukan ini merupakan tahapan awal dari penelitian untuk membangun aplikasi deteksi pohon kelapa sawit jarak jauh secara otomatis, dan masih terus diperbaiki dan dikembangkan. Adapun beberapa pekerjaan yang akan dilakukan pada penelitian selanjutnya antara lain:

- 1) Tahapan pra-pemrosesan, misal dengan menggunakan median filter;
- 2) Dilakukan ekstraksi fitur seperti menggunakan Gabor Wavelets, *Local Binary Pattern* (LBP), *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pada data LiDAR dan foto udara; dan

- 3) Hasil deteksi pohon kelapa sawit belum bekerja dengan baik, maka perlu dilakukan perbaikan tahapan deteksi kelapa sawit dengan menggunakan *post-processing*.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta yang telah mendanai penelitian ini pada hibah penelitian internal Riset Dosen Pemula tahun 2021.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fatimah and Nuryaningsih, *Buku Ajar: Budidaya Tanaman Kelapa Sawit*. 2018.
- [2] M. Astuti, Harfiza, E. Yuningsih, I. M. Nasution, D. Mustikawati, and A. R. Wasingun, *Pedoman Budidaya Kelapa Sawit (Elais guineensis) yang Baik*. 2014.
- [3] E. Meijaard *et al.*, *Kelapa sawit dan Keanekaragaman Hayati*. 2018.
- [4] E. N. Ginting and D. Wiratmoko, "Potensi dan Tantangan Penerapan Precision Farming dalam Upaya Membangun Perkebunan Kelapa Sawit yang Berkelanjutan," *War. PPKS*, vol. 26, no. 2, pp. 55–65, 2021.
- [5] I. W. K. E. Putra, "Sistem Kerja Sensor Laser pada LIDAR," *J. Media Komun. Geogr.*, vol. 17, no. 1, pp. 59–70, 2016.
- [6] H. Z. M. Shafri, N. Hamdan, and M. I. Saripan, "Semi-automatic detection and counting of oil palm trees from high spatial resolution airborne imagery," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 32, no. 8, pp. 2095–2115, 2011, doi: 10.1080/01431161003662928.
- [7] W. Li, H. Fu, L. Yu, and A. Cracknell, "Deep learning based oil palm tree detection and counting for high-resolution remote sensing images," *Remote Sens.*, vol. 9, no. 1, 2017, doi: 10.3390/rs9010022.
- [8] W. Li, R. Dong, H. Fu, and L. Yu, "Large-scale oil palm tree detection from high-resolution satellite images using two-stage convolutional neural networks," *Remote Sens.*, vol. 11, no. 1, 2019, doi: 10.3390/rs11010011.
- [9] M. Bartels and H. Wei, "Maximum Likelihood Classification of LIDAR Data Incorporating Multiple Co-Registered Bands," *4th Int. Work. Pattern Recognit. Remote Sens. conjunction with 18th Int. Conf. Pattern Recognit. 2006*, p. I:17-20, 2006.
- [10] Y. Cao, H. Zhao, N. Li, and H. Wei, "Land-cover classification by airborne LIDAR data fused with aerial optical images," *2011 Int. Work. Multi-Platform/Multi-Sensor Remote Sens. Mapping, M2RSM 2011*, 2011, doi: 10.1109/M2RSM.2011.5697394.
- [11] Y. Lecun and Y. Bengio, "Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series," *Handb. Brain Theory Neural Networks*, pp. 255–258, 1998.
- [12] D. Hubel and T. Wiesel, "Receptive Fields and Functional Architecture of Monkey Striate Cortex," *J. Physiol.*, no. 195, pp. 215–243, 1968, doi: papers://47831562-1F78-4B52-B52E-78BF7F97A700/Paper/p352.
- [13] V. B. Kusnandar, "Di Mana Lahan Sawit Terlulus di Indonesia?," <https://databoks.katadata.co.id/>, 2019.
<https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2019/09/10/di-mana-lahan-sawit-terlulus-di-indonesia> (accessed Nov. 14, 2021).
- [14] M. Bartels and H. Wei, "Remote Sensing: Segmentation and Classification of LIDAR Data," <http://www.cvg.reading.ac.uk/>, 2009.
<http://www.cvg.reading.ac.uk/projects/LIDAR/index.html>.
- [15] T. Tanhuanpää *et al.*, "Mapping of urban roadside trees - A case study in the tree register update process in Helsinki City," *Urban For. Urban Green.*, vol. 13, no. 3, pp. 562–570, 2014, doi: 10.1016/j.ufug.2014.03.005.