Klasifikasi Tutupan Lahan Melalui Citra Satelit SPOT-6 dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)

Rita Magdalena^{#1}, Sofia Saidah^{#2}, Nor Kumalasari Caecar Pratiwi^{#3}, Akbar Trisnamulya Putra^{#4}

[#]Program Studi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi no 1, Bandung

¹ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id

²sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

³caecarnkcp@telkomuniversity.ac.id

⁴akbartrisnamulya@gmail.com

Abstrak— Lahan merupakan suatu wilayah dimana seluruh bagian biosfer dianggap tetap atau siklus yang terdapat di atas maupun di bawah permukaan bumi. Klasifikasi lahan dilakukan dengan tujuan untuk memudahkan pemantauan penggunaan serta pengaturan tata letak lahan pada suatu wilayah. Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi terhadap citra lahan yang diperoleh dari satelit SPOT-6 dengan menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Jenis lahan yang dilakukan klasifikasi berupa sawah, hutan, pemukiman, sungai dan bukit gundul dengan jumlah data yang digunakan adalah 350 data citra lahan. Dari total data, sebanyak 75% data digunakan sebagai data latih dan 25% digunakan sebagai data uji. Model CNN yang digunakan pada penelitian ini yaitu *basic CNN* dengan arsitektur yang terdiri dari 3 *hidden convolutional layer*, 1 *fully connected layer* dan 2 *stride*. Hasil performansi sistem yang diperoleh pada penelitian ini diantaranya adalah akurasi 95,45%, loss 0,2457, serta rata-rata dari masing-masing nilai *precision*, *recall* dan *f1-score* sebesar 0,92. Dapat disimpulkan bahwa metode CNN dapat digunakan secara optimal dalam mengklasifikasikan 5 jenis tutupan lahan.

Kata kunci—Akurasi, Citra, CNN, Klasifikasi, Lahan, Satellite SPOT 6

I. PENDAHULUAN

Lahan merupakan suatu wilayah dimana seluruh bagian biosfer dianggap tetap atau bersifat siklus yang terdapat di atas maupun di bawah permukaan bumi[1]. Tutupan lahan adalah penampakan fisik permukaan bumi, informasi dari penampakan fisik ini sangatlah penting dan diperoleh melalui teknik penginderaan jarak jauh, salah satunya melalui pengamatan citra satelit. Salah satu manfaat dari pengamatan citra satelit mengenai tutupan lahan yaitu dengan cara melakukan klasifikasi daerah tutupan lahan untuk selanjutnya digunakan dalam memudahkan pemantauan penggunaan serta pengaturan tata letak lahan pada suatu wilayah. Klasifikasi tutupan lahan ini

diperlukan untuk membantu pemerintah dalam memantau perkembangan penggunaan tutupan lahan secara spasial atau keruangan.

Beberapa penelitian mengenai klasifikasi tutupan lahan sudah pernah dilakukan. Pada penelitian [2] telah dilakukan klasifikasi tutupan lahan dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Naïve Bayes* yang mengklasifikasikan perkebunan, hutan, pemukiman, sawah dan sungai dengan akurasi terbaik yang dihasilkan adalah 85%. Pada penelitian [3] dilakukan klasifikasi tutupan lahan dengan membandingkan struktur CNN yang berbeda berdasarkan database geospasial dengan akurasi terbaik adalah 85,7%. Penelitian lain [4] melakukan klasifikasi terhadap 10 kelas tutupan lahan hasil penginderaan jarak jauh dari citra Landsat 8 menggunakan metode *Maximum Likelihood Classification* (MLC) memiliki akurasi overall sebesar 99,61% dan kappa sebesar 99,51%. Penelitian [5] melakukan analisis terhadap tutupan lahan dari citra Landsat menggunakan metode klasifikasi tidak terbimbing dengan beragam akurasi yang dihasilkan 92,5%. Penelitian [6] memanfaatkan citra Landsat untuk klasifikasi terhadap tutupan lahan lanskap perkotaan Kota Palu. Penelitian ini menghasilkan luas keseluruhan dari area kelas tutupan lahan yang terdiri dari area bangunan, hutan, perkebunan dan daerah perairan di Kota Palu. Penelitian [7] melakukan klasifikasi tutupan lahan dengan segmentasi berbasis algoritma multiresolusi yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 99%. Penelitian [8] melakukan klasifikasi tutupan lahan menggunakan citra Landsat 8 *Operational Land Imager* (OLI) di Kecamatan Pangandaran dengan tingkat akurasi ketelitian 86,67%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa tutupan lahan yang diklasifikasikan masih terbatas jenisnya. Adapun penelitian yang mengklasifikasikan kelas yang sama masih memiliki akurasi di bawah 90%, yang artinya penelitian tersebut masih bisa dilakukan perbaikan. Oleh karena itu, peneliti berupaya melakukan perbaikan

dalam hal jenis tutupan lahan yang diklasifikasi dan peningkatan dari sisi akurasi sistem dengan menggunakan citra yang berasal dari satelit SPOT 6. Pada penelitian ini klasifikasi tutupan lahan dilakukan berdasarkan citra satelit SPOT 6 karena memiliki resolusi spasial tertinggi saat ini dari seri satelit SPOT. Dari sisi spasial, SPOT 6 bisa menghasilkan peta dengan skala 1:10.000 – 1:20.000 [9]. Oleh karena itu, citra tutupan lahan yang akan dilakukan klasifikasi memiliki kualitas resolusi yang baik.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan Metode klasifikasi yang dapat digunakan pada klasifikasi citra digital karena arsitekturnya dapat bekerja secara efektif pada proses pengenalan objek dimana salah satu fungsinya adalah untuk melakukan klasifikasi citra. Dengan penggunaan data dan metode ini diharapkan mendapat hasil yang akurat dan efisien [10].

II. LANDASAN TEORI

A. Tutupan Lahan

Tutupan lahan merupakan bentuk fisik permukaan bumi yang mendeskripsikan keterkaitan proses alami terhadap proses sosial sehingga informasi untuk pemodelan dan pemahaman fenomena alam di permukaan bumi memungkinkan untuk diperoleh. Terdapat dua kategori daerah tutupan lahan yaitu daerah bervegetasi yang merupakan konsep struktur fisiognomi dari bentuk tumbuhan, tutupan, tinggi tumbuhan dan distribusi spasialnya, serta daerah tak bervegetasi yang dapat diartikan pada aspek permukaan tutupan, distribusi atau kepadatan, dan ketinggian atau kedalaman objek [11].

B. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu bagian dari *Deep Neural Network* yang diimplementasikan untuk *image recognition*. Metode ini merupakan pengembangan dari *Multilayer Perception* (MLP). Namun MLP menerima input data satu dimensi, sementara CNN data dua dimensi dan salah satunya adalah citra. CNN adalah salah satu jenis model deep learning untuk mengolah data itu memiliki pola grid, seperti gambar. CNN adalah matematika konstruksi yang terdiri dari tiga jenis layer, yaitu *convolution layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer*. Untuk *Convolution layer* dan *pooling layer* berfungsi melakukan ekstraksi fitur. Sedangkan, *fully connected layer* memetakan fitur hasil ekstraksi menjadi keluaran akhir seperti klasifikasi. *Convolution layer* memainkan peran penting dalam CNN yang terdiri dari banyak operasi matematis. Salah satu kelebihan metode CNN adalah dengan metode ini tidak dibutuhkan metode ekstraksi ciri tertentu yang pada prosesnya memerlukan beberapa tahapan untuk menghasilkan ciri yang dibutuhkan pada proses klasifikasi. Namun demikian dengan metode CNN dibutuhkan jumlah data yang jauh lebih banyak untuk proses *training* sehingga secara komputasi membutuhkan Unit Pemrosesan Grafis yang mahal dari segi biaya untuk pelatihan model [12].

C. Convolution Layer

Convolution Layer adalah proses utama yang mendasari metode CNN yaitu dengan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya [13]. *Convolution Layer* menggunakan filter berupa kernel untuk melakukan ekstraksi objek atau ciri dari sebuah citra input. Isi dari Kernel ini berupa bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek. Selanjutnya, operasi konvolusi dilakukan untuk menghasilkan transformasi linear dari citra input yang sesuai dengan informasi spasial pada data [14]. Bobot pada layer tersebut berisi tentang kernel konvolusi yang digunakan, sehingga dapat dilatih berdasarkan input pada CNN [13]. Berikut adalah ilustrasi proses konvolusi pada citra yang ditunjukkan pada Gambar 1.

Gambar 1. Representasi visual layer konvolusi

D. Stride

Stride merupakan sebuah parameter untuk menyatakan jumlah pergeseran pada sebuah filter. Apabila *stride* bernilai 1, maka pada proses konvolusi kernel bergeser sebanyak 1 pixel secara horizontal lalu vertikal. Jika *stride* bernilai 2, kernel akan bergeser sebanyak 2 pixel secara horizontal lalu vertikal. Jika nilai *stride* yang digunakan semakin kecil, informasi yang diperoleh dari sebuah citra input akan semakin detail walaupun waktu komputasi yang dibutuhkan semakin besar. Meskipun demikian, dengan nilai *stride* yang kecil dan informasi yang diperoleh semakin detail bukan berarti bahwa performansi yang dihasilkan oleh sistem akan semakin baik.

E. Padding

Padding merupakan parameter untuk menyatakan jumlah pixel berisi nilai nol untuk diberikan di setiap sisi citra input dengan tujuan merekayasa dimensi *output* dari *convolution layer* agar dimensi output sama dengan dimensi input ataupun tidak berkurang dengan signifikan. Dengan demikian *convolution layer* yang digunakan akan lebih dalam yang menghasilkan lebih banyak ciri yang berhasil diekstrak.

F. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan tahapan setelah proses konvolusi. Output hasil konvolusi dikenakan *activation function* atau fungsi aktivasi. *Rectified Linear Unit* (ReLU) adalah fungsi aktivasi yang paling sering digunakan pada CNN dengan tujuan meminimalisir error dan saturasi. Fungsi aktivasi ini sering dipilih para peneliti karena berfungsi lebih baik dan digunakan pada setiap *hidden layer* dari *neural network*. Berikut adalah persamaan fungsi aktivasi ReLU ditunjukkan pada persamaan 1.

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Fungsi aktivasi ReLU ini akan mengubah nilai input negatif menjadi nilai output 0, sedangkan untuk nilai input positif maka outputnya adalah nilai input dari aktivasi tersebut.

G. Pooling Layer

Pooling Layer merupakan *layer* ekstraksi setelah *convolution layers* dengan prinsipnya yaitu filter yang memiliki ukuran dan stride tertentu dan bergeser pada seluruh area *feature map*. Ide utama dari proses *pooling* adalah *down-sampling* untuk mengurangi kompleksitas pada *layer* selanjutnya. Pada pengolahan citra, hal ini bisa dianggap sebagai proses pengurangan ukuran matriks atau untuk mengurangi resolusi dari citra tersebut [15]. Terdapat dua jenis *pooling* yang biasa digunakan yaitu *max pooling* dengan nilai yang diambil adalah nilai maksimal dan *average pooling* dengan nilai yang diambil adalah nilai rata-rata [14]. *Max pooling* juga merupakan paling umum digunakan. Gambar 2 di bawah ini merupakan contoh dari operasi *max-pooling* sebuah citra.

Gambar 2. Operasi *max pooling* dengan filter 2x2 dan *stride* 2

Gambar 2 merupakan jenis *pooling layer* yang paling umum digunakan di mana filter yang digunakan memiliki ukuran 2x2 dan bergerak dengan pergeseran kernel sebanyak dua langkah. *Feature map* dapat berkurang hingga 75% dari ukuran asli dengan bentuk seperti ini sehingga *pooling layer* dapat disimpulkan memiliki tujuan untuk memperkecil dimensi *feature map* dan mempercepat waktu komputasi akibat semakin sedikit parameter yang harus di-update serta mengatasi masalah *overfitting*. *Overfitting* adalah sebuah kondisi di mana model *Machine Learning* memiliki error yang rendah pada data latih tetapi memiliki error yang sangat tinggi pada data uji.

H. Fully Connected Layer

Feature map yang merupakan keluaran dari proses ekstraksi ciri yang berbentuk *multidimensional array* sehingga masih diperlukan proses *reshape* agar *feature map* yang dihasilkan berubah menjadi sebuah vektor untuk kemudian digunakan sebagai input pada *fully connected layer*.

Fully connected layer merupakan *layer* dengan neuron aktivasi pada *layer* sebelumnya yang saling terhubung dengan neuron di *layer* sebelumnya. Semua aktivasi *layer* sebelumnya diubah terlebih dahulu menjadi satu dimensi

sebelum dihubungkan ke seluruh neuron pada *fully connected layer*.

Tujuan dari *Fully connected layer* yaitu mengolah data agar dapat diklasifikasikan. Neuron dari *convolution layer* hanya terhubung ke suatu daerah tertentu pada input, sedangkan neuron dari *fully connected layer* terhubung secara keseluruhan.

I. Dropout

Dropout merupakan sebuah teknik untuk mengurangi *overfitting* pada *neural networks* dengan mencegah adaptasi kompleks pada proses pelatihan data. Selain itu, *dropout* juga dapat mempercepat proses *learning* dengan cara memilih secara acak dan membuang neuron-neuron yang tidak dipakai selama proses *training*.

J. Confusion Matrix

Performansi dari sebuah model klasifikasi dapat diukur dari beberapa parameter performansi, diantaranya adalah nilai *precision*, *recall* maupun nilai akurasi. Dalam pencarian nilai *precision*, *recall* dan akurasi terdapat beberapa istilah yang digunakan, diantaranya adalah true positive (TP), true-negative (TN), false positive (FP), dan false negative (FN) yang kemudian dirangkum menjadi sebuah matriks yang disebut sebagai *confusion matrix*. Gambar 3 menunjukkan bentuk dari *confusion matrix*.

		Predicted class		
		yes	no	Total
Actual class	yes	TP	FN	P
	no	FP	TN	N
Total		P'	N'	P + N

Gambar 3. *Confusion matrix*

K. Softmax

Softmax merupakan algoritma *logistic regression* untuk mengklasifikasikan objek yang memiliki jumlah kelas lebih dari dua kelas. *Softmax* dapat menghitung probabilitas untuk setiap label kelas yang diklasifikasikan dengan cara mengambil vektor yang bernilai riil dari semua label kelas yang ada [16].

III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini dilakukan beberapa langkah untuk melakukan klasifikasi jenis tutupan lahan. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut :

Gambar 4. Tahapan penelitian

Langkah pertama adalah akuisisi citra. Citra yang digunakan adalah citra hasil pemantauan satelit SPOT 6. Setelah akuisisi citra, tahapan selanjutnya adalah *pre-processing*, yaitu *resizing*. Proses *resize* dilakukan dengan

tujuan untuk menyeragamkan ukuran citra. Tahap ketiga adalah perancangan dan pelatihan model CNN. Selanjutnya dilakukan klasifikasi terhadap citra uji apakah termasuk kelas sawah, hutan, sungai, pemukiman atau bukit gundul.

A. Konfigurasi Model CNN

Pada penelitian ini, dibuat sebuah sistem untuk mengklasifikasikan 5 jenis tutupan lahan menggunakan metode CNN menggunakan 3 *hidden convolutional layer* dan 1 *fully connected layer*. Tabel 1 merupakan informasi detail mengenai model CNN yang diusulkan pada penelitian ini

TABEL I
DETAIL MODEL CNN

Layer	Ukuran Filter	Output
Input	-	64,64,3
Conv 2d	3x3, padding	64,64,8
Activation ReLU	-	64,64,8
Max Pooling	2x2, stride 2	32,32,8
Conv 2d	3x3, padding	32,32,16
Activation ReLU	-	32,32,16
Max Pooling	2x2, stride 2	16,16,16
Conv 2d	3x3, padding	16,16,32
Activation ReLU	-	16,16,32
Max Pooling	2x2, stride 2	8,8,32
Flatten	-	2048
Dense	-	5
Softmax	-	5

Dari tabel 1, input citra berupa citra tutupan lahan dimasukkan ke dalam CNN. Model CNN pada penelitian ini, *hidden layer* 1,2 dan 3 menggunakan filter 3x3 dengan *output channel* secara berurutan 8,16 dan 32. Selain itu digunakan juga ReLU *activation function* dan *max pooling* pada setiap *hidden layer*. Kemudian dilakukan *flatten* dengan tujuan mengubah fitur citra menjadi 1 dimensi agar tahap klasifikasi dengan 5 kelas data tutupan lahan (sungai, hutan, pemukiman, sawah dan bukit gundul) dapat dilakukan dengan baik. Jenis aktivasi yang digunakan adalah *softmax activation* untuk melakukan klasifikasi jenis tutupan lahan tersebut.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini digunakan total data citra tutupan lahan keseluruhan yaitu 350 data citra dengan jumlah data setiap kelasnya terdiri dari 76 citra bukit gundul, 66 citra hutan, 64 citra pemukiman, 84 citra sawah dan 60 citra sungai. Dari total 350 data, sebanyak 25% data digunakan sebagai data uji dan 75% digunakan sebagai data latih.

Citra tutupan lahan akan dilatih terlebih dahulu menggunakan model CNN yang telah dibuat dengan beberapa parameter. Tabel 2 menunjukkan parameter-parameter yang menghasilkan performansi terbaik pada model CNN yang diusung.

TABEL II
PARAMETER TERBAIK DARI HASIL PELATIHAN DAN PENGUJIAN MODEL CNN YANG DIUSUNG

Parameter	Hasil Terbaik
Optimizer	Adam
Learning rate	0.001
Loss	Categorical Crossentropy
Epoch	100

Berdasarkan tabel 2, pada penelitian ini, parameter *optimizer* yang digunakan adalah Adam *optimizer* dengan nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0.001. Loss yang digunakan adalah *categorical_crossentropy*. Pada proses training dan testing, total iterasi yang dilakukan sebanyak 100 iterasi (nilai *epoch* 100) dengan *batch size* 32. Parameter performansi yang diukur pada penelitian ini diantaranya adalah akurasi, *loss*, *f1-score*, *recall* dan *precision*.

Tahapan pengujian dilakukan setelah proses training selesai dilakukan. Hasil dari pengujian akurasi dan *loss* dengan menggunakan model CNN yang diusulkan pada penelitian ini ditunjukkan pada gambar 5 dan gambar 6.

Gambar 5. Grafik peningkatan akurasi pada proses latih dan uji

Gambar 6. Grafik penurunan loss pada proses latih dan uji

Gambar 5 menunjukkan adanya peningkatan nilai akurasi untuk setiap iterasi. Dari gambar tersebut terlihat bahwa hasil penelitian tidak menunjukkan terjadinya *overfitting* yang ditandai dengan perbedaan nilai akurasi pada proses latih dan validasi yang tidak terlalu jauh. Demikian pula pada gambar 6, nilai *loss* yang dihasilkan pada proses latih dan validasi tidak menghasilkan

perbedaan yang terlalu jauh. Gambar 6 menunjukkan adanya penurunan nilai *loss* pada proses latih maupun validasi. Performansi yang dihasilkan pada penelitian ini berdasarkan Gambar 4 yaitu akurasi rata-rata 95,45% dan *loss* rata-rata 0,2457 berdasarkan Gambar 6.

Gambar 7 merupakan *confusion matrix* hasil pengujian sistem. Dari hasil yang diperoleh, dapat dilihat bahwa dari sebanyak 88 data uji yang digunakan, sebagian besar data uji dapat diklasifikasikan dengan benar sesuai dengan kelas tutupan lahan yang ada. Selain itu, pada tabel 3 dapat dilihat parameter performansi lainnya, yaitu *f1-score*, *recall* dan *precision* dengan nilai rata-rata yang dihasilkan untuk setiap parameternya adalah 0.92. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN yang diusulkan pada penelitian ini memiliki akurasi yang terbilang tinggi untuk dapat mengklasifikasikan 5 kelas tutupan lahan yang terdiri dari hutan, bukit gundul, sungai, pemukiman dan sawah.

Gambar 7. *Confusion matrix* hasil pengujian sistem

TABEL III
PARAMETER PERFORMANSI SISTEM DARI MODEL CNN

Kelas	Precision	Recall	F-1 Score	Jumlah Data
Bukit Gundul	1.00	0.95	0.97	19
Hutan	0.89	1.00	0.94	17
Pemukiman	0.94	1.00	0.97	16
Sawah	0.86	0.86	0.86	21
Sungai	0.92	0.80	0.86	15
Rata-rata	0.92	0.92	0.92	88

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dirancang sebuah sistem untuk mengklasifikasikan 5 jenis tutupan lahan, yaitu hutan, bukit gundul, sawah, pemukiman dan sungai. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer yang diambil melalui satelit SPOT 6 dengan total data latih dan data uji yaitu 350 data citra tutupan lahan. Dari total data keseluruhan yang ada, sebanyak 88 data digunakan sebagai data uji. Model CNN yang diusulkan pada penelitian ini terdiri dari 3 *hidden layer*, 1 *fully connected layer*, sebuah filter ukuran 3x3 dengan *output channel* secara berurutan 8,16 dan 32, serta aktivasi *softmax*. Berdasarkan hasil pengujian sistem yang telah dilakukan, model CNN yang

diusung oleh peneliti mampu untuk mengklasifikasikan 5 kelas tutupan lahan dengan performansi terbaik yang dihasilkan yaitu akurasi 95,45%, *loss* 0,2457, *precision* 0.92, *recall* 0.92 dan *f-1 score* 0.92.

REFERENSI

- Juhadi, "Pola-Pola Pemanfaatan Lahan Dan Degradasi Lingkungan Pada Kawasan Perbukitan," *J. Geogr.*, vol. 4, no. 1, pp. 11–24, 2007.
- Sa'idah, S., Pratiwi, N. K. C., Aprilia, B. S., Magdalena, R., & Fu'adah, Y. N. "Land cover classification using Grey Level Co-occurrence Matrix and Naive Bayes". *Journal of Physics: Conference Series*. 2019.
- C, Y., F, R., & C, H.. "Classification of Land Cover and Land Use Based on Convolutonal Neural Networks". *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, IV(3), 251.2018.
- Sampurno, R. M., & Thoriq, A. "Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Citra Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) di Kabupaten Sumedang" (Land Cover Classification using Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) Data in Sumedang Regency). *Jurnal Teknotan*, 10(2), 62–70.2016.
- Cahyono, B. E., Febriawan, E. B., & Nugroho, A. T. "Analisis Tutupan Lahan Menggunakan Metode Klasifikasi Tidak Terbimbing Citra Landsat di Sawahlunto, Sumatera Barat". *TEKNOTAN*, 13(1), 8–14. 2019.
- ACHSAN, A. C. "Pemanfaatan Citra Landsat Untuk Klasifikasi Tutupan Lahan Lanskap Perkotaan Kota Palu". *E-JURNAL ARSITEKTUR LANSEKAP*, 3(1), 59–65.2017
- Arisonang, V., Sudarsono, B., & Prasetyo, Y. "Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Metode Segmentasi Berbasis Algoritma Multiresolusi". *Jurnal Geodesi Undip*, 4(1), 9–19.2015.
- Derajat, R. M., Sopariah, Y., Aprilianti, S., Taruna, A. C., Tisna, H. A. R., Ridwana, R., & Sugandi, D. "Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Citra Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) di Kecamatan Pangandaran". *Jurnal Kajian Ilmu Dan Pendidikan Geografi*, 3(1), 1–10.2020.
- Suwargana, N. "Pengembangan Model Total Suspended Matter (TSM) Menggunakan Data Satelit SPOT 6 (Studi Kasus: di Muara Sungai Citanduy, Segara Anakan)". *Akuatika Indonesia*, 2(1), 23.2017.
- Setiaji, D., & Harintaka. "Ekstraksi Fitur Bangunan Secara Cepat pada Foto UAV Menggunakan Metode Deep Residual Neural Network Berbasis FCN". *Elipsoida*, 02(01), 42–49.2019.
- K. Veriana, I. B. Hidayat, and S. Saidah, "Identifikasi dan Klasifikasi Tutupan Lahan Melalui Olahan Citra Google Earth Dengan Metode Singular Value Decomposition dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 4797–4804, 2018.
- Yamashita, R., Nishio, M., Kin, R., Do, G., & Togashi, K. "Convolutional neural network: an overview and application in radiology". 611–629.2018.
- Eka Putra, W. S. "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101". *Jurnal Teknik ITS*, 5(1). 2016.
- Arrofiqoh, E. N., & Harintaka, H. "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi". *Geomatika*, 24(2), 61.2018.
- Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. "Understanding of a convolutional neural network". *Proceedings of 2017 International Conference on Engineering and Technology, ICET* pp 1–6. 2018.
- S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal UnMuh Jember*. vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.