

IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN UNTUK KLASIFIKASI CITRA LAHAN DAN PERHITUNGAN LUAS

Ridho Aji Pangestu¹⁾, Basuki Rahmat²⁾, Fetty Tri Anggraeny³⁾
email : 1ridhoaji91@gmail.com, 2basukirahmat.if@upnjatim.ac.id,
3fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id

¹⁾²⁾³⁾ Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer UPN “Veteran” Jawa Timur

Abstrak

Pertanian merupakan sektor yang paling penting dalam membangun perekonomian. Hal dasar yang perlu diperhatikan sebelum bercocok tanam adalah lahan yang digunakan sebagai media tanam. Lahan yang dimiliki para petani maupun calon petani memiliki ukuran luas yang berbeda-beda. Untuk mengetahui luas lahan tersebut diperlukan perhitungan secara manual. Pada era globalisasi perkembangan teknologi mengalami kemajuan yang cukup pesat. Penggunaan teknologi dalam bidang pertanian juga sudah banyak dikembangkan. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena dalamnya tingkat jaringan dan banyak diimplementasikan dalam data citra. Pada penelitian ini CNN digunakan untuk membedakan antara citra lahan sawah, lapangan dan lahan kosong. Setelah citra telah diklasifikasi melalui CNN, dilakukan pengolahan data citra dan identifikasi luas lahan. Pada metode CNN ini terdapat proses ekstraksi fitur dan klasifikasi fitur, untuk ekstraksi fitur ada proses convolution layer dan subsampling layer, sedangkan klasifikasi fitur ada proses fully connected layer. Pada proses training dan testing didapatkan hasil rata-rata menggunakan K-Fold Cross Validation. Hasil rata-rata dari cross validation adalah 97,77% untuk training, dan 70% untuk testing. Pengolahan data citra pada penelitian ini terdapat berbagai macam teknik untuk ekstraksi fitur yang digunakan, seperti teknik merubah warna citra, deteksi tepi, dilasi, closing, inverse, erosi, dan rekonstruksi citra untuk dapat mengukur luasan lahan yang terdapat pada citra. Hasil rata-rata nilai error dari perhitungan luasan lahan dari 10 data uji adalah 9,07%. Dan rata-rata hasil perhitungan kemiripan citra segmentasi dengan citra ground truth menggunakan fungsi dice similarity dari 10 data citra didapatkan nilai sebesar 0.984.

Kata kunci : *Pengolahan Citra Digital, Teknologi, Drone, Deteksi Tepi, CNN, Machine Learning*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pada zaman ini sangat membantu manusia dalam melakukan berbagai aktifitas, manfaat dari perkembangan teknologi ini adalah mempermudah memperoleh berbagai informasi dengan cepat dan akurat. Perkembangan teknologi pada umumnya dihasilkan dari campur tangan manusia dengan mengelola dan merawat teknologi tersebut secara teratur.

Melihat bahwa bidang pertanian merupakan bidang yang mendukung untuk kemajuan perekonomian yang ada di negara Indonesia, untuk itu dalam mengukur luas lahan yang dimiliki petani yang dilakukan secara manual akan membutuhkan waktu yang cukup lama. Untuk mempersingkat waktu dalam mengukur luas lahan tersebut perlu merancang dan mengembangkan kembali penelitian sebelumnya dimana data citra yang didapat dari foto satelit google earth bisa digantikan dan didapatkannya data citra dengan menggunakan teknologi drone. Untuk meminimalisir permasalahan tersebut perlu menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) karena metode ini menggunakan data citra yang didapat dari drone dan kemudian metode ini digunakan membedakan citra objek lahan dan citra objek lahan yang lain.

Untuk melakukan pengukuran luas lahan dalam waktu yang singkat, dilakukan perancangan dan pengembangan suatu teknologi untuk mengukur luas lahan pertanian menggunakan citra hasil dari drone dan menggunakan metode pengolahan citra agar petani tidak membutuhkan waktu yang cukup lama dalam mengukur luas lahan yang nantinya akan digunakan untuk bertani.

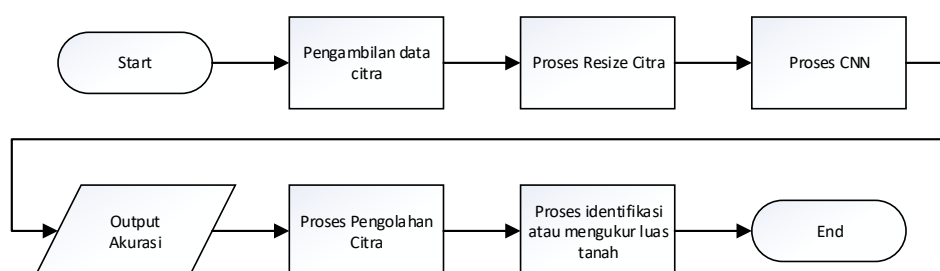
II. METODE PENELITIAN

2.1 Analisa Data

Jumlah data yang digunakan dalam penelitian ini adalah objek jenis lahan pertanian yaitu lahan kosong, lapangan, dan lahan sawah. Sedangkan sampel yang akan digunakan dari jenis lahan tersebut masing – masing diambil 60 gambar, kemudian dilakukan tahap klasifikasi dan pelabelan.

Dataset pelatihan didapat dari pengambilan gambar di lapangan menggunakan *drone* dan sebagian data didapatkan dari internet. Dataset pelatihan berjumlah sebanyak 180 citra, terbagi menjadi 3 validasi. Setiap validasi terdapat proses training dan testing dimana dataset tersebut diambil beberapa gambar secara acak untuk dijadikan data latih dan data uji.

2.2 Analisa Sistem



Gambar 1. Alur kerja sistem

Pada Gambar 1. Alur sistem yang diusulkan berawal dengan proses Akuisisi data yaitu pengambilan dataset. Dataset diambil dari hasil pengambilan gambar di lapangan menggunakan *drone*. Setiap citra lahan tersebut selanjutnya masuk tahap *Pre-Processing*, pada tahap ini citra akan mengalami perubahan ukuran (*resize*). Citra hasil *resize* tersebut akan digunakan untuk melatih model jaringan pada algoritma CNN. Hasil pelatihan ini adalah nilai akurasi dari klasifikasi tiap kelas pada dataset. Setelah citra diklasifikasi, dilakukan pengolahan citra lebih lanjut untuk diidentifikasi luas lahannya.

2.3 Pre-processing Data

Pada tahap ini data citra akan mengalami perubahan ukuran citra dengan menggunakan *resize* citra. *Resize* citra merupakan teknik untuk merubah ukuran citra menjadi lebih besar atau lebih kecil dari citra. Setelah itu citra dirubah warnanya menjadi citra keabuan dan menyimpan citra keabuan tersebut menjadi *format file .npy (numpy array)*.

2.4 Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*)

Convolutional Neural Network merupakan salah satu metode *machine learning* pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis *Deep Neural Network* karena dalamnya tingkat jaringan dan banyak diimplementasikan dalam data citra. Operasi linear yang digunakan adalah operasi konvulsi dan bobot yang digunakan berbentuk 4 dimensi yang merupakan kumpulan dari kernel konvulsi (Suartika, Wijaya dan Soelaiman,2016). Pada CNN, terdapat layer yang berfungsi untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi fitur.

2.5 Ekstraksi Fitur

Pada tahap ekstrasi fitur pada citra ini, terdapat dua lapisan utama adalah *convolution layer*, *subsampling / pooling layer*. Terdapat fungsi aktivasi yang digunakan pada tahap ini yaitu ReLU. Jumlah lapisan untuk menghasilkan akurasi yang baik adalah dengan melakukan banyak percobaan. Untuk urutan lapisannya pun tidak selalu sama. Berikut penjelasan mengenai masing-masing lapisan dan fungsi aktivasi :

1. *Convolution Layer*

Proses konvolusi memanfaatkan apa yang disebut sebagai *filter*. Seperti layaknya gambar, filter memiliki ukuran tinggi, lebar, dan tebal tertentu. *Filter* ini diinisialisasi dengan nilai tertentu, dan nilai dari *filter* inilah yang menjadi parameter yang akan di-*update* dalam proses *learning* (Anurag Bhardwaj, Wei Di, dan Jianing Wei, 2018). Convolution layer adalah hasil dari perkalian dari filter dan citra yang diinputkan. Untuk rumus fungsi konvolusi adalah sebagai berikut :

$$Q_j = f \left(\sum_{i=1}^N l_{i,j} * k_{i,j} + B_j \right) \tag{1}$$

2. *Subsampling / Pooling Layer*

Pooling atau *subsampling* layer sering scara langsung mengikuti lapisan konvolusi pada CNN. Perannya adalah untuk *downsampling output* dari lapisan konvolusi sepanjang dimensi spasial tinggi dan lebar. (Anurag Bhardwaj, Wei Di, dan Jianing Wei, 2018). Citra akan dibagi menjadi beberapa bagian sesuai dengan ukuran layer yang telah ditentukan. Metode yang digunakan pada subsampling layer adalah pooling max, yaitu dengan memilih nilai terbesar pada matriks citra.

3. ReLU (*Rectified Linear Unit*)

ReLU atau rectified linear unit merupakan salah satu dari fungsi aktivasi. Fungsi dari ReLU yaitu untuk menghilangkan nilai negatif pada citra. Cara kerja fungsi aktivasi ReLU ini yaitu dengan mengganti nilai negatif pada citra atau feature maps dengan nilai 0. Untuk fungsi relu adalah sebagai berikut

$$f(x) = \begin{cases} x & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \tag{2}$$

2.6 Klasifikasi Fitur

Pada tahap ini terdapat 1 layer yaitu fully connected layer dan fungsi aktivasi yang digunakan yaitu softmax. Berikut ini adalah penjelasan dari layer dan fungsi aktivasi pada tahap klasifikasi fitur :

1. *Flatten*

Flatten adalah proses membentuk ulang fitur (*reshape feature map*) menjadi sebuah vektor agar bisa digunakan sebagai *input* dari *fully – connected layer*.

2. *Fully-Connected Layer*

Layer tersebut adalah layer yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada convolution layer perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully-connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully-connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan (Suartika, Wijaya, dan Soelaiman, 2016).

3. *Softmax Activation*

Softmax adalah fungsi yang mengambil sebagai *input* vektor dari bilangan real dari K, dan menormalisasi menjadi distribusi probabilitas yang terdiri dari probabilitas K. Sebelum menerapkan softmax, beberapa komponen vektor bisa negatif, atau lebih besar dari satu; dan mungkin tidak berjumlah 1, tetapi setelah menerapkan softmax, setiap komponen akan berada dalam interval (0 - 1), dan komponen akan bertambah hingga 1, sehingga mereka dapat diartikan sebagai probabilitas. Selanjutnya, komponen *input* yang lebih besar akan sesuai dengan probabilitas yang lebih besar. Softmax sering digunakan dalam *neural network*, Softmax ini digunakan unuk menentukan output yang sesuai. Rumus yang digunakan pada fungsi aktivasi softmax adalah sebagai berikut :

$$p(x) = \frac{e^x}{\sum_{k=1}^k e^x} \tag{3}$$

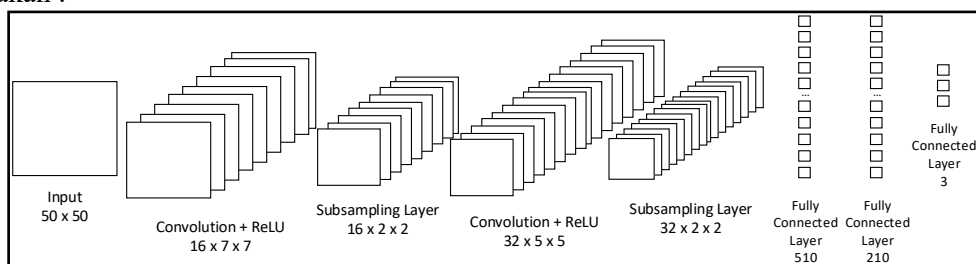
4. *Loss Function (Cross Entropy Loss)*

Cross entropy loss merupakan fungsi yang digunakan untuk menghitung kinerja dari suatu model yaitu dengan menghitung *error* yang dihasilkan dari model tersebut. Rumus yang digunakan pada *cross entropy loss* yaitu ada pada rumus (4) (Martinez dan Stiefelhagen, 2018). Biasanya, *cross entropy loss* ini digunakan setelah fungsi softmax.

$$H(p, q) = - \sum_{i=1}^N p_i \log q_i \tag{4}$$

2.7 **Arsitektur CNN**

Arsitektur jaringan syaraf konvolusional yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 2 *convolution layer* + relu, 2 *subsampling layer* dan 3 *fully connected layer*. Berikut adalah arsitektur yang digunakan :



Gambar 2. Arsitektur Yang Digunakan Pada CNN

Pertama adalah citra input yang berukuran 50 x 50. Kemudian inputan ini akan di proses pada convolution layer pertama yang berukuran 7 x 7 dengan jumlah filter 16. Lalu subsampling layer pertama berukuran 2 x 2 dengan jumlah yang sama dengan layer sebelumnya yaitu 16. Convolution layer kedua berukuran 5 x 5 dengan jumlah filter 32. Kemudian subsampling layer kedua dengan ukuran 2 x 2 dan jumlah sesuai dengan jumlah layer sebelumnya.

2.8 *Loss Function (Cross Entropy Loss)*

Untuk mengevaluasi *softmax* yang terprediksi pada citra dapat menggunakan rumus perhitungan *Loss Function* sebagai berikut

$$H(p, q) = - \sum_{i=1}^N p_i \log q_i \tag{4}$$

Pada rumus diatas nilai H adalah *distance*, p adalah nilai dari hasil distribusi (*softmax*), dan q adalah nilai dari label.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

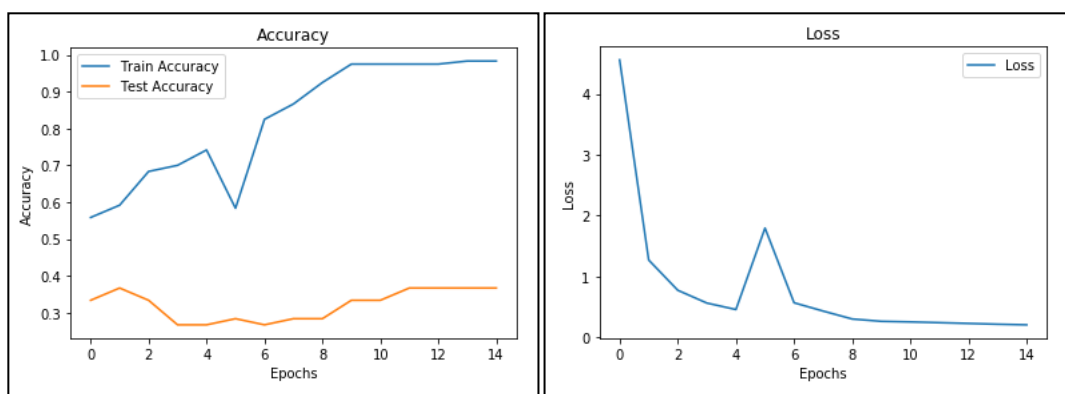
Proses *training* dan *testing* menggunakan *K-Fold Cross Validation* dengan nilai K-Fold = 3, dimana dilakukan validasi sebanyak 3 kali pada proses *training* dan *testing*.

1.1 Evaluasi Hasil CNN

Tabel 1. Hasil CNN Menggunakan *K-Fold Cross Validation*

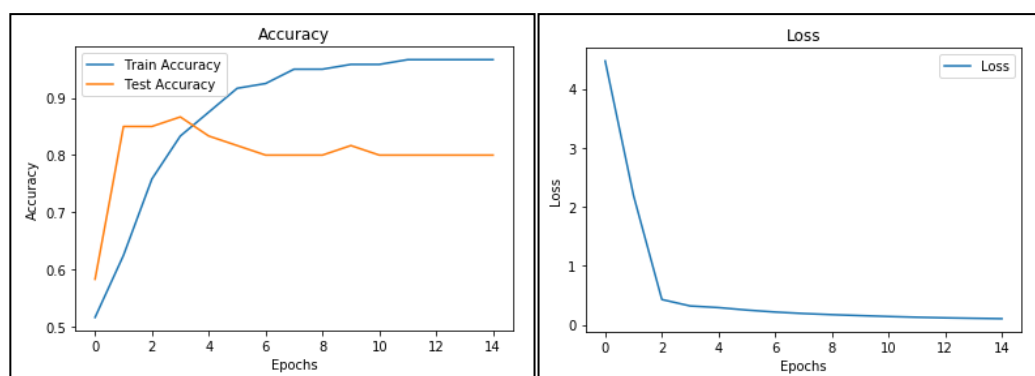
Cross Validation	Epoch	Waktu Proses	Loss	Training Accuracy	Testing Accuracy
Validation 1	15	3 jam 52 menit 26 detik	0.207	98,3 %	36,7 %
Validation 2	15	4 jam 11 menit 6 detik	0.102	96,7 %	80 %
Validation 3	15	4 jam 6 menit 1 detik	0.115	98,3 %	93,3 %

Pada pelatihan dan pengujian yang dilakukan dengan 15 epoch, didapati nilai akurasi pada tiap validasi. Pada Tabel 1, didapati bahwa nilai akurasi Hasil training accuracy dan testing accuracy pada fold pertama dapat dilihat pada gambar 3. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa nilai tertinggi dari training accuracy yang dicapai yaitu 98,3%. Untuk testing accuracy nilai tertinggi yang dicapai yaitu 36,7%. Untuk nilai loss terendah yang dicapai yaitu 0.207.



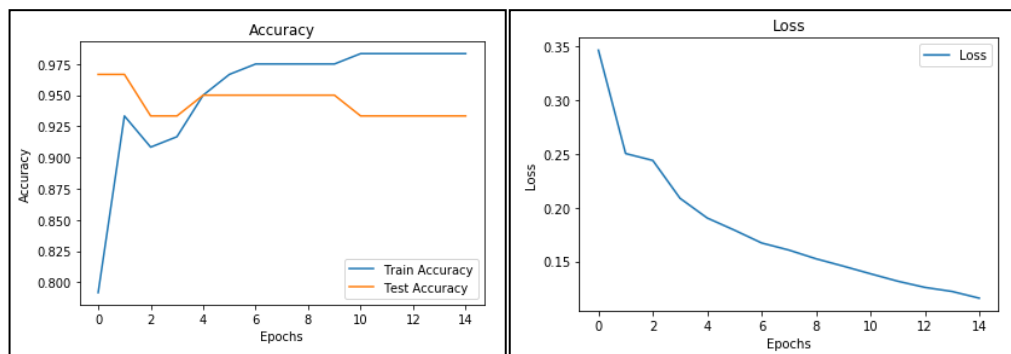
Gambar 3. Akurasi dan Loss Validation 1

Hasil training accuracy dan testing accuracy pada fold kedua dapat dilihat pada gambar 4. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa nilai tertinggi dari training accuracy yang dicapai yaitu 96,7%. Untuk testing accuracy nilai tertinggi yang dicapai yaitu 86,7%. Untuk nilai loss terendah yang dicapai yaitu 0.102.



Gambar 4. Akurasi dan Loss Validation 2

Hasil training accuracy dan testing accuracy pada fold ketiga dapat dilihat pada gambar 5. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa nilai tertinggi dari training accuracy yang dicapai yaitu 98,3%. Untuk testing accuracy nilai tertinggi yang dicapai yaitu 96,3%. Untuk nilai loss dapat dilihat pada gambar 8. Nilai loss terendah yang dicapai yaitu bernilai 0.115.



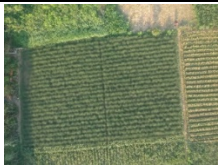
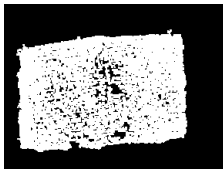

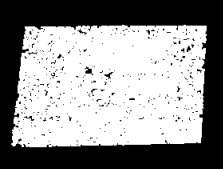



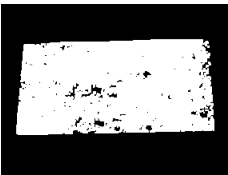

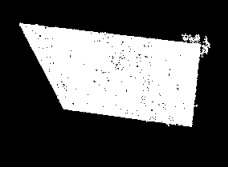

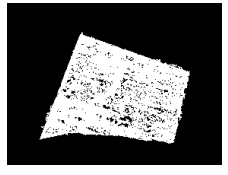



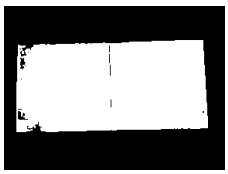

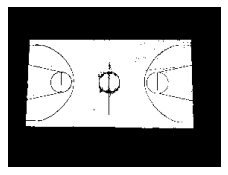


Gambar 5. Akurasi dan Loss Validation 3

Dapat dilihat bahwa hasil rata – rata dari semua fold pada akurasi training yaitu 97.77% dan pada testing akurasi yaitu 70%. Ada beberapa hal yang dapat mempengaruhi hasil akurasi kebenaran dengan menggunakan metode convolutional neural network ini. Hal – hal tersebut yaitu nilai parameter dari tiap layer, bentuk arsitektur dari convolutional neural network, nilai learning rate, nilai filter, jumlah batch, dan banyaknya epoch. Selain itu, dapat dilihat pada pada setiap prosesnya membutuhkan waktu yang sangat lama. Hal ini terjadi karena pada setiap proses terjadi looping yang berulang – ulang sehingga program pun berjalan dengan sangat lama.

1.2 Evaluasi Perhitungan Luas

Tabel 2. Tabel Hasil Perhitungan Luas

Citra Lahan	Citra Rekonstruksi	Tempat	Luas Sebenarnya	Luas Pada Citra	Error
 H = 12,5 M h = 9,9 M		Sawah Di Daerah Lingkar Timur	400 M ²	374,199 M ²	6,45%
 H = 64,3 M h = 55,1 M		Lahan Jagung di Daerah Nganjuk	1971 M ²	1862,847 M ²	5,48%
 H = 111 M h = 87,8 M		Lapangan di Daerah Lingkar Timur	5811 M ²	5789,712 M ²	0,36%

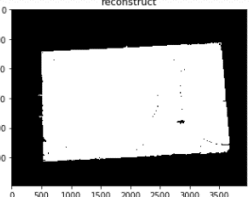
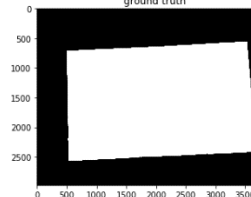

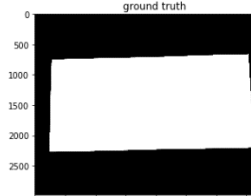
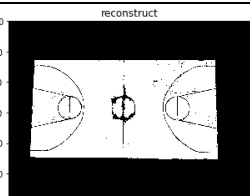
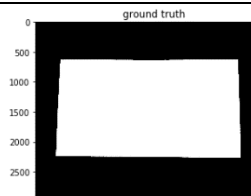
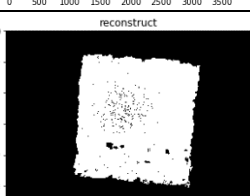
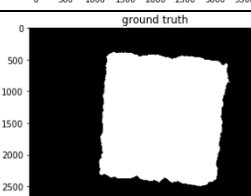
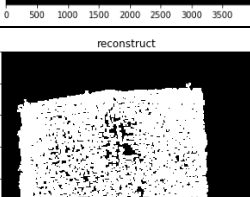
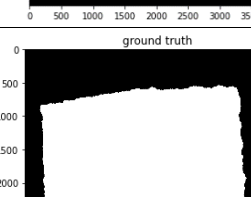
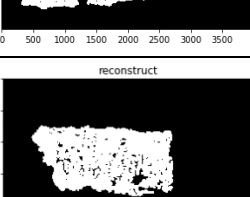
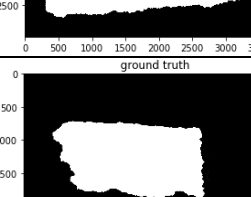
 H = 47,9 M h = 42,4 M		Lahan Jagung di Daerah Nganjuk	1130 M ²	1090,886 M ²	3,46%
 H = 103,9 M h = 87,3 M		Lahan Tebu di Daerah Wonoayu	2451 M ²	2477 M ²	1,05%
 H = 112 M h = 87,4 M		Lahan Tebu di Daerah Wonoayu	3449 M ²	3141,588 M ²	8,91%
 H = 112 M h = 87,4 M		Lahan Kosong di Daerah Nganjuk	138,95 M ²	88,515 M ²	36,29%
 H = 19,4 M h = 18,3 M		Lapangan Tennis UPN	230 M ²	225,043 M ²	2,15%
 H = 29 M h = 27,3 M		Lapangan Basket Rektorat	392 M ²	316,263 M ²	19,32%
 H = 23 M h = 21,5 M		Lapangan Futsal Medokan Asri	370 M ²	343,071 M ²	7,27%

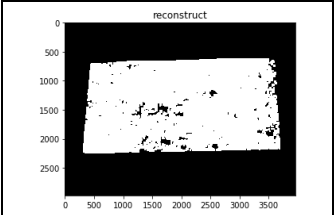
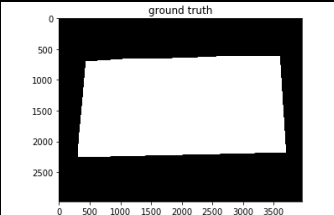
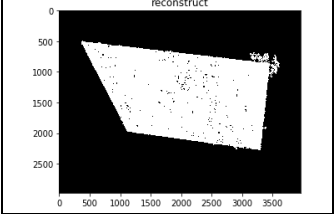
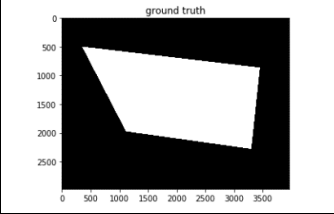
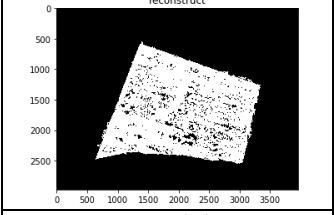
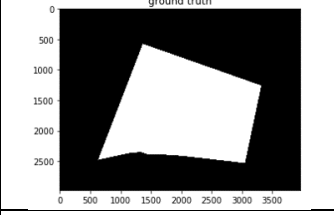
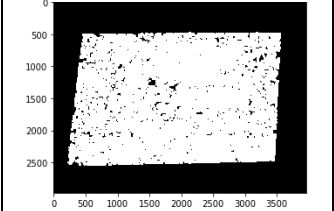
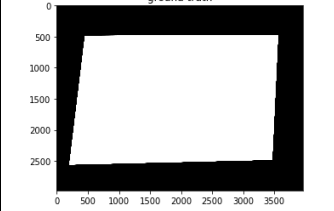
Pada Tabel 2. dijelaskan bagaimana hasil perhitungan luas pada citra. Sebelumnya untuk mengetahui luas sebenarnya pada masing – masing citra lahan yang didapatkan melalui drone dan citra satelit, digunakanlah perangkat lunak Google Earth sebagai nilai patokan, kemudian dilakukan perhitungan skala, dan nilai skala tersebut dikalikan dengan jumlah piksel putih pada citra. Pengujian pengukuran luas dengan menggunakan berbagai teknik pengolahan citra pada data uji didapatkan hasil yang cukup sesuai dengan keinginan peneliti. Nilai error didapatkan karena piksel citra lahan ada yang tertutup objek lain, objek lain yang dianggap sebagai tepi, dan adanya piksel yang hilang. Dapat dilihat bahwa rata-rata dari nilai error hasil pengukuran luasan lahan pada citra adalah 9,07%.

1.3 Evaluasi Dice Similarity

Untuk membuktikan bahwa hasil segmentasi citra menggunakan beberapa teknik yang dilakukan memiliki nilai kemiripan yang tinggi dengan citra *ground truth*. Maka dilakukan analisa pada citra untuk menentukan nilai kemiripan menggunakan *Dice Similarity* dan untuk menentukan bahwa citra hasil segmentasi terbukti *oversegmentation* atau *undersegmentation*. Hasil dari perhitungan kemiripan pada citra dapat dilihat di tabel 4.3

Tabel 3. Hasil Analisa Kemiripan Citra (*Dice Similarity*)

Citra Segmentasi	Citra Ground Truth	<i>Dice Similarity Score</i>
		0,993
		0,981
		0,971
		0,975
		0,933
		0,916

		0,975
		0,981
		0,940
		0,976

Pada Tabel 3. dapat dilihat bahwa hasil dari perhitungan kemiripan citra menggunakan fungsi *dice similarity* pada 10 citra didapatkan hasil yang baik. Pada 10 data citra diatas nilai rata-ratanya adalah 0,964. Hasil tersebut membuktikan bahwa citra hasil segmentasi memiliki nilai kemiripan yang besar dengan citra *ground truth*.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat diambil beberapa kesimpulan di antaranya :

- Bentuk arsitektur dan parameter CNN yang digunakan pada penelitian ini cukup sesuai karena dapat mengekstraksi dan mengklasifikasi fitur dengan cukup baik. Hal ini dapat dilihat dari hasil akurasi yang cukup bagus.
- Hasil penelitian ini dengan menggunakan 3 fold, pada K – Fold Cross Validation adalah 97.77 % pada proses training dan 70 % pada proses testing.
- Teknik pengolahan citra pada pengukuran luasan lahan yang digunakan cukup sesuai karena dapat mengukur luas secara komputerisasi. Hal ini dapat dilihat dari hasil pengukuran luasan citra yang cukup bagus, dan memiliki nilai error yang kecil.
- Dari hasil pengukuran luasan lahan, rata-rata nilai error pengujian 10 data uji adalah 9,07%
- Dari analisa kemiripan citra menggunakan fungsi *dice similarity* didapatkan rata-rata sebesar 0,964 pada perhitungan pada 10 data citra

DAFTAR PUSTAKA

- Suartika, I. W., Wijaya, A. Y. and Soelaiman, R. (2016) ‘Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101’, *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), pp. 65–69. doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- Bhardwaj, A., Di, W., & Wei, J. (2018). *Deep Learning Essentials : Your hands-on guide to the fundamentals of deep learning and neural network modeling*. Birmingham: Packt Publishing Limited.
- Martinez, M., & Stiefelhagen, R. (2018). Taming the Cross Entropy Loss. *Computer Science, Mathematics*, 3.