

DOI: doi.org/10.21009/03.1201.FA05

# KLASIFIKASI KERUSAKAN JALAN RAYA BERBASIS CITRA UDARA MENGGUNAKAN *OBJECT-BASED IMAGE-ANALYSIS (OBIA)*

Rania Virda Sukmaningsih<sup>a)</sup>, Bambang Heru Iswanto<sup>b)</sup>, Haris Suhendar<sup>c)</sup>*Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Jakarta, Jl. Rawamangun Muka No. 01, Jakarta 13220, Indonesia*Email: <sup>a)</sup>raniavirdas@gmail.com, <sup>b)</sup>bhi@unj.ac.id, <sup>c)</sup>haris\_suhendar@unj.ac.id

## Abstrak

Kerusakan jalan merupakan masalah serius yang dapat menyebabkan kemacetan, kecelakaan, dan risiko keselamatan. Pada makalah ini, diusulkan penggunaan citra drone untuk mengidentifikasi kerusakan jalan raya. Pendekatan *pixel-to-pixel* pada citra drone yang beresolusi spasial tinggi sulit dilakukan karena kerusakan jalan menyebar ke beberapa piksel. Oleh karena itu, pendekatan OBIA digunakan untuk mengklasifikasikan kerusakan jalan raya dengan memfokuskan objek sebagai kesatuan. Klasifikasi citra dilakukan menggunakan pendekatan *Object-Based Image-Analysis (OBIA)* dengan mengimplementasikan algoritma *Simple Linear Iterative Clustering (SLIC)*. SLIC akan dieksplorasi dengan memvariasikan jumlah *cluster* untuk mendapatkan metode ekstraksi ciri yang tepat sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan CNN. Terdapat dua objek yang dipilih untuk memvalidasi hasil klasifikasi, yaitu jalan rusak dan jalan tidak rusak. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pendekatan OBIA mampu mengidentifikasi objek kerusakan jalan dengan optimal. Bahkan, pemilihan jumlah *cluster* juga mempengaruhi nilai akurasi klasifikasi. Penggunaan jumlah maksimal 300 *cluster* memberikan hasil akurasi klasifikasi terbaik dengan peningkatan 13,87% dibandingkan dengan 500 *cluster*.

**Kata-kata kunci:** Kerusakan Jalan, OBIA, SLIC, Klasifikasi, *Unmanned Aerial Vehicles (UAV)*

## Abstract

Road damage is a serious problem that can lead to congestion, accidents, and safety risks. This paper proposes the use of drone imagery for identifying road damage. The pixel-to-pixel approach on high-resolution drone imagery is challenging as road damage can span across multiple pixels. Therefore, an Object-Based Image Analysis (OBIA) approach is employed to classify road damage by focusing on objects as a whole. The classification of images is conducted using the Object-Based Image Analysis (OBIA) approach, implementing the Simple Linear Iterative Clustering (SLIC) algorithm. SLIC will be explored by varying the number of clusters to obtain appropriate feature extraction methods before performing classification using a Convolutional Neural Network (CNN). Two objects, namely damaged road and undamaged road, are selected to validate the classification results. The experimental results demonstrate that the OBIA approach can effectively identify road damage objects. Moreover, the selection of the number of clusters also influences the classification accuracy. The use of a maximum of 300 clusters yields the highest classification accuracy with a 13.87% improvement compared to 500 clusters.

**Keywords:** Road Damage, OBIA, SLIC, Classification, *Unmanned Aerial Vehicles (UAV)*

## PENDAHULUAN

Jalan memiliki peranan yang signifikan dalam tingkat mobilitas dan konektivitas antar daerah. Meskipun demikian, terdapat banyak jalan yang mengalami kerusakan yang berdampak pada kemacetan, kecelakaan, dan risiko kehilangan nyawa [1]. Pendekatan dengan pembelajaran mesin umum digunakan untuk mengidentifikasi kerusakan jalan. Salah satunya dengan pendekatan pembelajaran mesin pada data citra yang diakuisisi menggunakan kamera ponsel cerdas. Namun, proses pengumpulan citra tersebut kurang efektif karena harus dilakukan secara satu persatu. Berdasarkan kekurangan tersebut, penggunaan metode pembelajaran mesin berbasis citra udara yang diakuisisi menggunakan *Unmanned Aerial Vehicles* (UAV) atau drone menjadi solusi yang menarik. Metode ini memiliki beberapa keuntungan, di antaranya adalah kemampuan untuk mendapatkan citra dengan resolusi tinggi secara efisien, fleksibilitas dalam menjelajahi area yang sulit dijangkau, dan pengurangan biaya secara keseluruhan [2].

Citra drone memiliki resolusi spasial yang tinggi sehingga pendekatan berbasis piksel untuk mengidentifikasi kerusakan jalan sulit dilakukan karena kerusakan tersebut dapat menyebar ke beberapa piksel. Banyak penelitian yang memanfaatkan pendekatan *Object-Based Image Analysis* (OBIA) untuk mengklasifikasi objek pada citra udara atau satelit [3], [4]. OBIA adalah pendekatan berbasis pengetahuan yang meniru persepsi manusia dengan mengelompokkan sekumpulan piksel menjadi unit-unit yang mewakili fitur [5]. OBIA mengintegrasikan dan menggunakan informasi spektral (warna) dan properti spasial (ukuran dan bentuk) bersama dengan data tekstur dan informasi kontekstual [6]. Kemampuan tersebut telah banyak dimanfaatkan bersama dengan klasifikator *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengidentifikasi objek pada citra.

CNN merupakan salah satu algoritma pembelajaran mendalam yang terbukti memiliki keunggulan yang signifikan dalam hal efisiensi komputasi [7]. Bahkan, algoritma tersebut juga digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kerusakan jalan dan membantu dalam perencanaan perawatan jalan yang efektif [8-10]. Klasifikasi kerusakan jalan menggunakan pembelajaran mendalam mampu memberikan hasil yang baik dalam beberapa studi [11-13]. Pada penelitian sebelumnya, penerapan kedua pendekatan tersebut mampu mengklasifikasikan objek pada citra satelit dengan akurasi hingga 93,49% [14]. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan pendekatan OBIA untuk mengklasifikasikan kerusakan jalan raya dengan memfokuskan objek sebagai kesatuan.

## METODOLOGI

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa citra udara dengan objek jalan raya berlubang di Spanyol yang ditangkap oleh teknologi *Unmanned Aerial Vehicles* (UAV) atau drone [11]. Citra tersebut merupakan citra RGB dengan ukuran  $3840 \times 2160$  piksel yang diekstraksi tiap *frame*. Terdapat beberapa tahapan dalam mengidentifikasi pengaruh jumlah *cluster* pada klasifikasi jalanan rusak dengan pendekatan *Object-Based Image-Analysis* (OBIA). Pertama, melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC) dengan tiga *cluster* berbeda, yaitu 300, 500, dan 700 *cluster*. SLIC dipilih karena dapat mengurangi kompleksitas perhitungan dan mengoptimalkan waktu komputasi dalam pemrosesan citra. Nilai *cluster* diatur secara manual dengan mempertimbangkan karakteristik objek kerusakan jalan yang diolah. Hasil segmentasi SLIC akan dievaluasi menggunakan nilai *boundary recall* (BR) dan *undersegmentation error* (UE). BR dan UE sering digunakan untuk mengukur kesesuaian batas superpixel. BR bertujuan untuk mengukur akurasi segmentasi citra dengan mengenali dan merekonstruksi batas yang tepat dari objek yang disegmentasi. UE bertujuan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam segmentasi. Hasil segmentasi bernilai lebih akurat jika nilai BR tinggi atau mendekati 1 dan UE rendah atau mendekati 0 [15].

Langkah selanjutnya adalah memberi label pada objek berupa label jalan rusak dan jalan tidak rusak. Pemilihan kelas objek dilakukan dengan menggunakan bantuan perangkat lunak QGIS. Proses selanjutnya, yaitu melakukan segmentasi dengan algoritma SLIC dan klasifikasi objek untuk

menghasilkan citra terklasifikasi. Saat melakukan segmentasi, citra dibagi menjadi beberapa wilayah atau segmen dengan menggabungkan piksel-piksel yang berdekatan menjadi objek-objek yang homogen [15]. Proses segmentasi ini dilakukan dengan mempertimbangkan atribut-atribut seperti warna, tekstur, atau bentuk. Dalam tahap ini, fitur-fitur kontekstual diperoleh dari setiap objek yang dihasilkan dan informasi spasial serta atribut objek disimpan [6]. Proses tersebut merupakan bagian dari teknik OBIA. Proses klasifikasi dilakukan pada tiga *cluster* berbeda dengan menggunakan algoritma CNN. Klasifikasi yang dihasilkan akan dievaluasi dengan menggunakan matriks konfusi berupa akurasi dan kerugian.

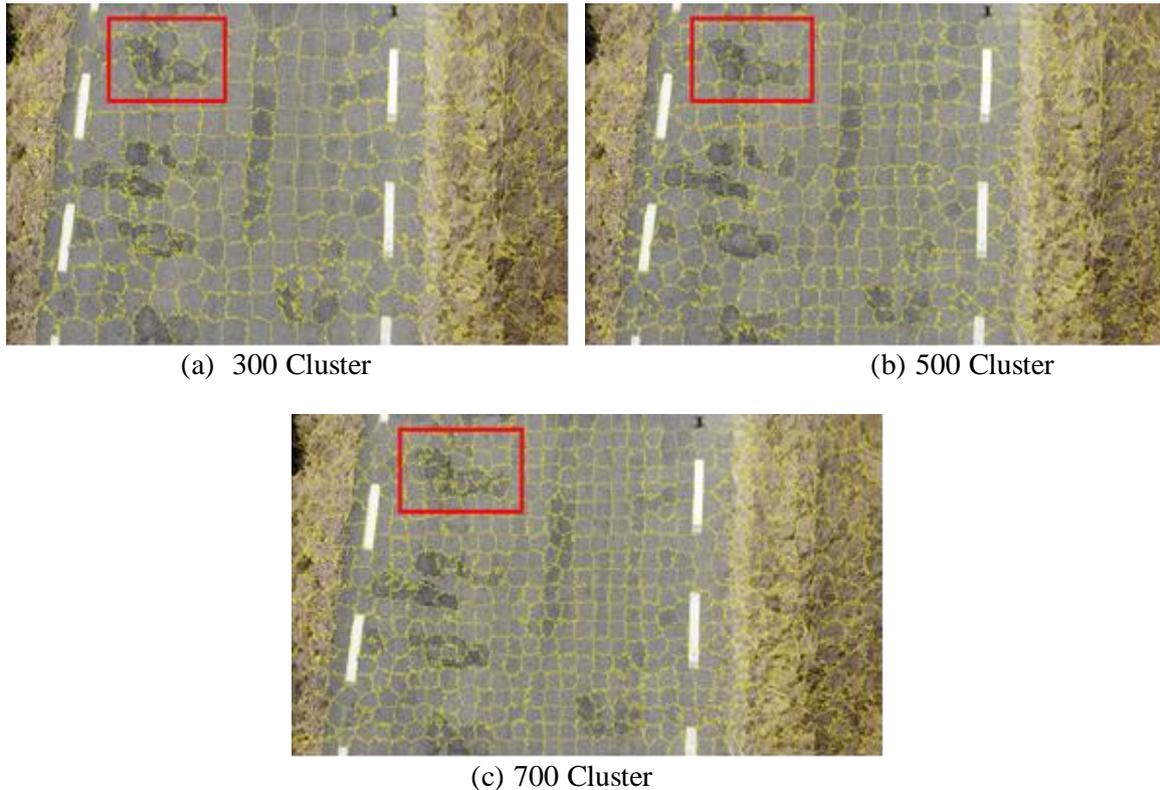
## HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen dilakukan dengan mempelajari pendekatan OBIA terhadap klasifikasi kerusakan jalan raya. Pada penelitian ini, SLIC dipilih sebagai salah satu metode OBIA dengan memvariasikan jumlah *cluster*. Terdapat sekitar 2200 segmen berlabel dari 71 citra yang dipilih untuk melatih klasifikasi dan menguji sampel. Rasio data latih-uji yang digunakan adalah 80-20. Dari 2200 segmen tersebut, terdapat 971 data berlabel jalan rusak dan 1226 data berlabel jalan tidak rusak.

Hasil segmentasi dari seluruh data yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada TABEL 1. Jumlah *cluster* berpengaruh terhadap kemampuan algoritma SLIC untuk mengidentifikasi tepi yang benar dari objek yang tersegmentasi. Dalam evaluasi segmentasi menggunakan metode SLIC, nilai maksimum 700 *cluster* mencapai tingkat akurasi dengan *boundary recall* sebesar 0,9998. Terdapat peningkatan sebesar 3% dari hasil segmentasi dengan penggunaan 500 *cluster*. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma SLIC dapat mengidentifikasi tepi objek jalan rusak dengan presisi yang sangat baik dalam proses segmentasi citra. Selain itu, penggunaan 700 *cluster* menghasilkan penurunan kesalahan sebesar 35,1% dibandingkan dengan hasil segmentasi menggunakan 500 dan 300 *cluster*. Hal ini dapat diukur dengan nilai UE dan ditunjukkan secara visual pada GAMBAR 1.

TABEL 1. Ikhtisar hasil segmentasi

Nilai maksimum <i>cluster</i>	Jumlah seluruh segmentasi	<i>Undersegmentation error</i> rata-rata	<i>Boundary recall</i> rata-rata
300	17610	0,0379	0,9996
500	30258	0,0379	0,9995
700	42360	0,0246	0,9998



**GAMBAR 1.** Perbandingan segmen-segmen yang dihasilkan oleh metode *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC) pada salah satu sampel data

Hasil eksperimen klasifikasi kerusakan jalan menggunakan CNN dengan variasi tiga *cluster* ditampilkan pada TABEL 2. Eksperimen ini menunjukkan bahwa pemilihan jumlah *cluster* pada OBIA dengan algoritma SLIC memiliki pengaruh terhadap akurasi klasifikasi kerusakan jalan raya. Dengan menggunakan maksimal 300 *cluster*, CNN menghasilkan akurasi terbaik pada hasil pelatihan data. Hasil ini meningkat sebesar 13,87% dibandingkan jika menggunakan 500 *cluster* dan meningkat sebesar 9,83% jika menggunakan 700 *cluster*. Hasil klasifikasi objek jalan rusak dan tidak rusak dengan 300 *cluster* memiliki akurasi tertinggi karena CNN hanya melatih 2200/17610 segmen. Perbandingan tersebut memberikan dampak yang signifikan terhadap hasil akurasi klasifikasi. Selain itu, ketidakseimbangan kelas dalam dataset juga dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. Ketidakseimbangan kelas terjadi ketika jumlah sampel dalam satu kelas jauh lebih sedikit daripada jumlah sampel dalam kelas lainnya. Hal ini dapat mengakibatkan ketidakefisienan model pembelajaran mesin dalam menghadapi data yang tidak seimbang [16]. Pada eksperimen ini, dataset mengalami ketidakseimbangan karena jumlah sampel kelas jalan rusak hanya 971, sementara jumlah sampel kelas jalan tidak rusak sebanyak 1226.

**TABEL 2.** Akurasi klasifikasi kerusakan jalan raya dengan tiga variasi *cluster*

		Persentase hasil (%)		
		300 cluster	500 cluster	700 cluster
Pelatihan	Akurasi ( <i>acc</i> )	98,10	86,16	89,31
	Kerugian ( <i>loss</i> )	19,75	39,56	35,34
Pengujian	Akurasi ( <i>acc</i> )	82,00	82,19	81,98
	Kerugian ( <i>loss</i> )	47,06	46,48	51,37

## SIMPULAN

Makalah ini membahas pendekatan *Object-Based Image-Analysis* (OBIA) untuk klasifikasi kerusakan jalan raya menggunakan citra drone. Metode *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC)

dipilih sebagai salah satu metode OBIA dengan memvariasikan jumlah *cluster* sebelum diklasifikasikan menggunakan CNN. Model dikembangkan dan divalidasi menggunakan 71 data citra drone dengan objek jalan raya berlubang di Spanyol. Hasil penelitian menunjukkan bahwa secara umum pendekatan OBIA dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kerusakan jalan menggunakan citra drone. Pemilihan jumlah segmen/*cluster* yang tepat dapat mempengaruhi akurasi model dalam mengidentifikasi objek jalan rusak dan jalan tidak rusak. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa pada data citra yang digunakan, objek jalan rusak dapat diidentifikasi secara optimal dengan segmentasi 300 cluster. Namun, penelitian ini perlu dikembangkan lebih lanjut untuk citra dengan objek kerusakan jalan berbeda serta metode klasifikasi yang digunakan.

## REFERENSI

- [1] D. R. Sulistyaningrum *et al.*, "Classification of Damaged Road Types Using Multiclass Support Vector Machine (SVM)," *Journal of Physics Conference Series*, vol. 1821, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1821/1/012048.
- [2] D. Šulyová, J. Vodák, "Benefits and Limitations of Using UAVs in Different Areas with a Focus on the Environment," *Journal of Information Control and Management System*, vol. 18, no. 2, 2021.
- [3] R. Han *et al.*, "Advantage of Combining OBIA and Classifier Ensemble Method for Very High-Resolution Satellite Imagery Classification," *Journal of Sensors*, pp. 1-15, 2020, doi: 10.1155/2020/8855509.
- [4] D. Ventura *et al.*, "Mapping and Classification of Ecologically Sensitive Marine Habitats Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery and Object-Based Image Analysis (OBIA)," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 9, p. 1331, 2018, doi: 10.3390/rs10091331.
- [5] T. Blaschke, "Object based image analysis for remote sensing," *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 65, no. 1, pp. 2-16, 2010, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.
- [6] T. Blaschke *et al.*, "Geographic Object-Based Image Analysis - Towards a new paradigm," *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 87, pp. 180-191, 2014, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014.
- [7] J. Naranjo-Torres *et al.*, "A review of convolutional neural network applied to fruit image processing," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, p. 3443, 2020, doi: 10.3390/app10103443.
- [8] V. Aggarwal, G. Kaur, "A review:deep learning technique for image classification," *ACCENTS transactions on image processing and computer vision*, vol. 4, no. 11, pp. 21-25, 2018, doi: 10.19101/tipcv.2018.411003.
- [9] L. Liu *et al.*, "Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey," *International journal of computer vision*, vol. 128, no. 2, pp. 261-318, 2020, doi: 10.1007/s11263-019-01247-4.
- [10] D. Shen, G. Wu, H. Suk, "Deep Learning in Medical Image Analysis," *Annual review of biomedical engineering*, vol. 19, no. 3, pp. 221-248, 2017.
- [11] L. A. Silva *et al.*, "An Architectural Multi-Agent System for a Pavement Monitoring System with Pothole Recognition in UAV Images," *Sensors*, vol. 20, no. 21, p. 6205, 2020, doi: 10.3390/s20216205.
- [12] V. Mandal, A. R. Mussah, Y. Adu-Gyamfi, "Deep Learning Frameworks for Pavement Distress Classification: A Comparative Analysis," *IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 5577-5583, 2020, doi: 10.1109/BigData50022.2020.9378047.
- [13] T. Ishtiaq *et al.*, "A convolutional neural network approach for road anomalies detection in Bangladesh with image thresholding," *Third World Conference on Smart Trends in Systems*

*Security and Sustainability WorldS4*, pp. 376-382, 2019, doi: 10.1109/WorldS4.2019.8903936.

- [14] A. Fauzan, "Klasifikasi Tutupan Lahan Berbasis SLIC-Convolutional Neural Networks (CNN) dan Citra Pleiades," Universitas Negeri Jakarta, 2022.
- [15] H. Wang *et al.*, "BSLIC: SLIC Superpixels Based on Boundary Term," *Symmetry*, vol. 9, no. 3. 2017, doi: 10.3390/sym9030031.
- [16] M. Zheng *et al.*, "A Method for Analyzing the Performance Impact of Imbalanced Binary Data on Machine Learning Models," *Axioms*, vol. 11, no. 11, 2022, doi: 10.3390/axioms11110607.