



SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi,
dan Teknik Informatika

<https://ejurnal.itats.ac.id/snestik> dan <https://snestik.itats.ac.id>



Informasi Pelaksanaan :

SNESTIK III - Surabaya, 11 Maret 2023

Ruang Seminar Gedung A, Kampus Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:

DOI : 10.31284/p.snestik.2023.4219

Prosiding ISSN 2775-5127

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043
Email : snestik@itats.ac.id

Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) & Hybrid Klasifikasi Untuk Mendeteksi Kerusakan Jalan Aspal

Ika Maylani, Virginia Wahyu Ambarwati, Bismar Wasykuru, Alqaroni, Firnanda Tri
Buana Kusuma Wati
Institut Teknologi Insan Cendekia Mandiri
Email: ikamaylani@iticm.ac.id

ABSTRACT

The importance of detecting damage to the asphalt road surface is to minimize the occurrence of accidents caused by uneven road surfaces. Image extraction can be used to detect road surface damage. GLCM is a statistical method which in its statistical calculations uses the distribution of gray degrees (histograms) by measuring the level of contrast, granularity, and roughness of an area from the neighboring pixels in the image. The classification process uses a hybrid classification, which combines the SVM method with kernel changes and KNN. The results of this study can detect light damage, moderate damage and heavy damage with an accuracy rate of 80%.

Keywords: Citra, GLCM, Hybrid Classification, asphalt road surface

ABSTRAK

Pentingnya mendeteksi kerusakan permukaan jalan aspal, adalah untuk memperkecil terjadinya kecelakaan yang disebabkan oleh permukaan jalan yang tidak rata. Ekstraksi citra dapat digunakan untuk mendeteksi kerusakan permukaan jalan. GLCM termasuk metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar pixel di dalam citra. Proses klasifikasi menggunakan hybrid klasifikasi, yaitu

menggabungkan metode SVM dengan perubahan kernel serta KNN. Hasil dari penelitian ini dapat mendeteksi adanya rusak ringan, rusak sedang dan rusak berat dengan tingkat akurasi sebesar 80%.

Kata kunci: Citra, GLCM, Hybrid Klasifikasi, Permukaan Aspal.

PENDAHULUAN

Jalan merupakan sarana publik yang sangat penting dalam kehidupan mobilitas dan transportasi manusia. Kerusakan pada aspal jalan merupakan faktor utama yang menentukan kelayakan kondisi suatu jalan sehingga pemeriksaan kondisi jalan merupakan hal yang penting dalam manajemen pemeliharaan jalan [1]. Penelitian ini dilaksanakan pada ruas jalan kabupaten, tepatnya di jalan Jakarta. Adapun berbagai macam tipe kerusakan antara lain retak kulit buaya, tambalan, retak memanjang dan melintang, pelepasan butir/raveling[2]. Di Indonesia semua inspeksi evaluasi jalan diselesaikan secara manual, padahal di negara berkembang sudah menerapkan sistem otomatis dengan teknik non invasif seperti pemrosesan gambar [3]. Matriks GLCM meneliti tekstur dengan mempertimbangkan hubungan spasial piksel. Fungsi GLCM mencirikan tekstur gambar dengan menghitung kemunculan pasangan piksel dengan nilai tertentu dan dalam hubungan spasial tertentu [4][5].

METODE

GLCM dapat menonjolkan sifat tekstur tertentu, seperti kehalusan, ketidakrataan, dan ketidakteraturan [6]. 10 fitur ekstraksi matrix koefisien antara lain:

- Homogeneity digunakan untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas citra, sesuai formula (1).

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \quad (1)$$

- Contrast digunakan untuk mengukur rasio intensitas dari warna yang memiliki nilai paling tinggi (paling terang) hingga warna paling rendah (paling gelap) dari sepasang pixel yang saling berdekatan, sesuai formula (2).

$$CON = \sum_k k^2 \left[\sum_i \sum_j P(i, j) \right] |i - j| - k \quad (2)$$

- Correlation digunakan untuk mengukur korelasi (hubungan) antara dua pixel pada pasangan pixel, sesuai formula (3).

$$COR = \frac{\sum_{i,j} \sum_{i,j} P(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

- Energy digunakan untuk menghitung jumlah dari pasangan pixel yang berulang, sesuai formula (4).

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (4)$$

- Entropy digunakan untuk mengukur ketidak teraturan distribusi intensitas dari suatu citra, sesuai formula (5).

$$ENT_2 = \sum_i \sum_j p(i, j) \log \log P(i, j) \quad (5)$$

Dalam penelitian ini proses klasifikasi menggunakan metode hybrid SVM dan

kNN. Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu mesin yang paling populer dan diskriminatif belajar algoritma, dan memiliki konsep yang relatif sederhana [7]. fungsi kernel SVM yang digunakan antara lain:

- Kernel Radian Basic Function (RBF)

Kernel RBF pada dua sampel x dan x' , yang ditunjukkan sebagai vektor fitur pada beberapa *ruang input*, sesuai formula (6).

$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

- Kernel Polynomial

Kernel polynomial adalah fungsi kernel yang biasa digunakan dalam SVM dan model kernel lainnya, yang mewakili kemiripan vektor (sampel pelatihan) di ruang fitur di atas polinomial dari variabel asli, yang memungkinkan pembelajaran non-linear model. Sesuai formula (7).

$$K(x, y) = (x^T y + c)^d \quad (7)$$

- Kernel Multi Layer Perceptron (MLP)

MLP menggunakan teknik belajar yang diawasi yang disebut *backpropagation* untuk pelatihan [17], Sesuai formula (8).

$$y(v_i) = \tanh(v_i) \text{ and } y(v_i) = (1 + e^{-v_i})^{-1} \quad (8)$$

- Kernel Linier

Kernel L adalah subruang linier dari domain V, sesuai formula (9).

$$L(v_1) = L(v_2) \leftrightarrow L(v_1 - v_2) = 0 \quad (9)$$

- Kernel Quadratic

Sesuai dengan formula (10).

$$K(x, y) = (x^T \cdot y + c)^2 \quad (10)$$

Kualitas klasifikasi data menggunakan pengklasifikasi SVM-kNN hybrid direkomendasikan untuk digunakan lebih lanjut. Dalam kasus peningkatan kualitas klasifikasi di dekat batas kelas yang ditentukan oleh pengklasifikasi SVM menggunakan pengklasifikasi kNN [8].

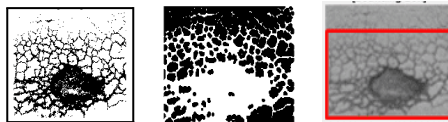
Pengklasifikasi kNN adalah algoritma sederhana dan jenis pembelajaran berbasis instance berdasarkan besar kecilnya kesamaan (misalnya fungsi jarak) maka semua kasus disimpan dan diklasifikasikan sebagai kasus baru. Di sisi lain, berdasarkan suara terbanyak dari tetangga, sebuah kasus dapat diklasifikasikan, dengan kasus yang ditugaskan ke kelas yang paling umum di antara tetangga terdekatnya. Jika $k=1$, maka kasus sederhana ditugaskan ke kelas tetangga terdekat [9].

Data citra yang diambil dalam penelitian ini adalah ruas jalan nasional di kota Surabaya, dua nilai kerusakan yang diteliti adalah nilai kerusakan tunggal dan nilai kerusakan komposit. Tahapan proses yang dilakukan dalam penelitian ini ditunjukkan pada gambar 1. Citra ditampilkan dalam ukuran 3x2 meter dan disusun sedemikian rupa supaya tidak ada citra yang berulang.



Gambar 1. Alur Proses

Pra-processing digunakan untuk mengolah citra original yang didapat diubah menjadi *grayscale*, *noise* citra dihilangkan menggunakan teknik *median filter*. *Median filter* memiliki kelebihan tersendiri yaitu mampu menghilangkan *derau impuls*. Membagi 2 daerah *histogram grayscale* secara otomatis menggunakan metode *Otsu*, hasil pembagian 2 daerah histogram ditampilkan pada gambar 2a. *Gaussian filter* digunakan untuk *blurring filter*, hal ini dilakukan untuk menghilangkan noise yang bersifat sebaran. Dengan gaussian filter noise citra jadi semakin kecil dan proses deteksi kerusakan dapat dilakukan lebih lanjut. Morfologi citra dilakukan untuk mendapatkan hasil kerusakan lebih jelas dan nyata, ditunjukkan pada gambar 2b.



Gambar 2.a). Hasil metode Otsu, 2.b) Hasil Morfologi Citra, 2.c). Hasil Bounding Box Citra

Proses *bounding box* diterapkan, tahap ini dilakukan untuk untuk memisahkan daerah yang terdeteksi rusak dan daerah yang terdeteksi tidak rusak. Ditunjukkan pada gambar 2c.

Knowledge yang didapat pada pra-prosesing selanjutnya dijadikan inputan dalam proses prosesing. Proses pertama yang dilakukan adalah normalisasi ukuran citra, dengan ini maka ukuran citra menjadi seragam. Metode *grey level co-occurrence matrix* (GLCM) adalah *ekstraksi fitur* yang digunakan untuk mengukur data yang telah dinormalisasi sehingga terbentuklah sebuah nilai fitur. Cara yang digunakan untuk menghasilkan nilai dari matriks *co-occurrence*, ditampilkan pada gambar 3a. Selanjutnya matriks citra asli diubah jadi 8 bit, lalu mencari nilai GLCM dari $\theta=0^\circ$ sampai 180° , maka dilakukan pembentukan matriks *co-occurrence* dari matrik citra 8 bit. Selanjutnya matriks *co-occurrence* ditranspose. Untuk mendapatkan nilai matriks GLCM maka dilakukan penjumlahan antara matriks *co-occurrence* dengan matriks transpose. ditunjukkan pada gambar 3b. lalu matriks *co-occurrence* ditranspose.

31	20	121	59	26	190	112	67
100	120	107	47	38	179	146	135
130	101	170	167	183	82	210	200
70	178	90	162	204	99	181	59
21	234	100	75	253	26	204	139
11	184	90	133	111	6	100	186
234	38	23	84	125	10	75	83
121	40	137	142	73	136	142	17

0	0	3	1	0	5	3	2
3	3	3	1	2	5	4	4
4	3	5	5	5	2	6	6
2	5	7	5	6	3	5	1
0	7	3	2	7	0	6	4
0	5	2	4	3	0	3	5
7	2	1	2	3	0	2	2
3	1	4	4	2	4	4	1

Gambar 3.a) Matriks Citra Original, 3.b) Matriks Citra 8 Bit

Selanjutnya lakukan penjumlahan pada matriks *co-occurrence* dengan matriks *Transpose* untuk mendapatkan nilai matriks GLCM. Nilai energy, kontras, korelasi dan homogeneity adalah nilai fitur GLCM yang dibutuhkan untuk memadukan hasil training dalam proses testing. Nilai fitur GLCM ditunjukkan pada Tabel 1.

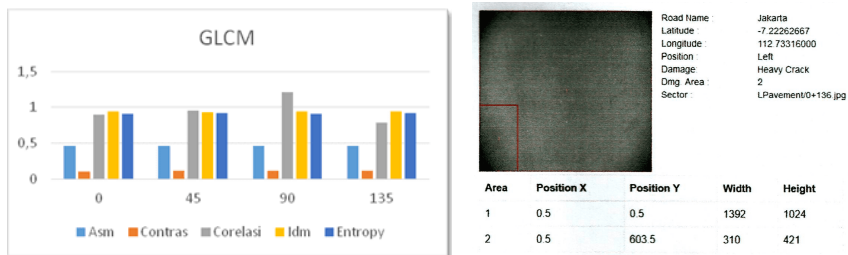
Tabel 1. Nilai GLCM

Derajat	Asm	Contras	Corelasi	Idm	Entropy
0	0,4608	0,1082	0,8939	0,9467	0,913
45	0,4601	0,1185	0,9518	0,9329	0,9174
90	0,4619	0,1149	1,215	0,9462	0,9135
135	0,4579	0,1131	0,79	0,9424	0,9202

Hybrid klasifikasi dilaksanakan dalam proses training dan testing, metode klasifikasi yang digunakan adalah Hybrid antara Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN). Dari hasil klasifikasi yang dilakukan didapatkan tiga keputusan yaitu rusak ringan, rusak sedang dan rusak berat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa prosesing yang dilakukan sebagai penentuan nilai kekasaran permukaan jalan aspal, dari hasil ekstraksi fitur GLCM didapatkan *knowledge* yang dijadikan sebagai inputan dalam mencari nilai fitur GLCM, pada data citra diperoleh hasil nilai fitur GLCM yang sudah dinormalisasi ditunjukkan pada Gambar 4a.



Gambar 4a. Hasil Nilai Fitur, 4b. Hasil Deteksi Kerusakan

Dapat dilihat dari gambar 4a fitur kontras sangat dibutuhkan dalam mendeteksi adanya kerusakan pada permukaan jalan aspal. Selanjutnya *knowledge* dari fitur GLCM tersebut digunakan untuk memadukan hasil dari proses training dan testing. Proses training dan testing yang digunakan adalah metode *hybrid* VSM dan KNN. Dari hasil training dan testing ditampilkan secara detail posisi kerusakan yang terjadi, juga didapatkan luas kerusakan yang ditampilkan pada tabel 2a.

Tabel 2.a). Hasil Klasifikasi, 2.b). Hasil Koherensi Kerusakan

Nama Citra	Fitur GLCM					Class	Prediksi		Ket
	Contrast	Correlation	IDM	ASM	Entropy		SVM-1	KNN	
48	0.1533	0.9096	0.3022	0.9233	0.9284	1	1	1	Benar
118	0.192	0.5431	0.4575	0.9055	0.7579	3	3	3	Benar
200	0.1983	0.6336	0.3402	0.9014	0.8113	2	2	2	Benar
156	0.2434	0.6482	0.4184	0.8831	0.896	4	4	4	Benar
56	0.1358	0.9409	0.2458	0.9321	0.913	1	1	1	Benar
101	0.1759	0.4262	0.5699	0.9136	0.8571	3	2	3	Salah
17	0.1658	0.6026	0.4853	0.9194	0.7281	3	3	3	Benar
166	0.3277	0.5011	0.2742	0.8487	0.9544	4	4	4	Benar
36	0.1444	0.9418	0.2471	0.929	0.9544	1	1	1	Benar
106	0.1307	0.766	0.4326	0.938	0.8113	2	2	2	Benar
167	0.3265	0.4892	0.2761	0.8468	0.9422	4	4	4	Benar
117	0.1952	0.3527	0.5708	0.9055	0.7579	4	4	3	Salah
14	0.1803	0.5194	0.4964	0.9111	0.7281	3	3	3	Benar
169	0.268	0.4306	0.429	0.8746	0.896	4	4	4	Benar
66	0.1675	0.9285	0.2387	0.9176	0.9652	1	1	1	Benar
126	0.1452	0.8006	0.3812	0.9315	0.8774	2	2	2	Benar
103	0.2192	0.8577	0.3315	0.9067	0.9745	3	2	2	Salah
Persentase Keberhasilan						Benar = 14			
						Salah = 3			

No	Width	Height	Size	Source
1	263	349	91.787	Area 1 Sisi Kiri 0+000
2	388	416	161.408	Area 2 Sisi Kiri 0+000
3	945	1024	967.680	Area 3 Sisi Kiri 0+000
4	276	333	91.908	Area 1 Sisi Kiri 0+002
5	10	24	240	Area 2 Sisi Kiri 0+002
6	11	38	418	Area 3 Sisi Kiri 0+002
7	418	380	158.840	Area 4 Sisi Kiri 0+002
8	922	1024	944.128	Area 6 Sisi Kiri 0+002
9	1392	1024	1.425.408	Area 1 Sisi Kanan 0+000
10	1392	1024	1.425.408	Area 1 Sisi Kanan 0+002
Total Kerusakan Jalan			5.267.225 Pixel – 22.17 m ² – 92.38%	(Heavy/Rusak berat)
Total Luas Jalan			5.701.632 Pixel – 24 m ²	

Hasil dari pemaduan tersebut kerusakan permukaan jalan aspal dapat diklasifikasikan menjadi retak ringan, retak sedang dan retak berat. Dari hasil uji SVM yang terbaik menggunakan kernel RBF yaitu dengan akurasi 83.43%, hasil uji kNN yang terbaik menggunakan k=7 yaitu dengan akurasi 82%. Pada gambar 4b terlihat adanya bounding box yang menunjukkan adanya kerusakan pada permukaan aspal. Hal ini menunjukkan

penelitian berjalan sesuai yang diharapkan dengan akurasi klasifikasi yang dihasilkan oleh metode hybrid SVM dan kNN adalah sebesar 80%, dengan data training sebanyak 350 citra dan data testing sebanyak 150 citra. Sehingga didapatkan koherensi kerusakan permukaan jalan yang ditunjukkan pada tabel 2b.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian deteksi kerusakan permukaan jalan aspal, dapat disimpulkan bahwa hasil segmentasi citra berpengaruh pada kebutuhan penentuan nilai kerusakan dalam metode GLCM. Ekstraksi fitur menggunakan GLCM sangat bermanfaat dalam mendeteksi adanya retak di permukaan jalan aspal, mengingat warna aspal yang cenderung abu-abu kehitaman yang hampir sama dengan warna retakan jalan. Data dari proses GLCM selanjutnya diklasifikasikan menggunakan Hybrid klasifikasi SVM dan kNN. Akurasi klasifikasi yang dihasilkan oleh metode SVM dan kNN adalah sebesar 80%, dengan data training sebanyak 350 citra dan data testing sebanyak 150 citra.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih sebanyak-banyaknya kepada Institut Teknologi Insan Cendekia Mandiri, serta kepada Yayasan Yatim Mandiri Sidoarjo, Jawa Timur yang telah memberikan dukungan penuh kepada peneliti sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Irawan, A. Pratomo, M. Risa, and Heldiansyah, "Perancangan Sistem Deteksi Kerusakan Aspal Jalan Melalui Video Menggunakan Fast Fourier Transform," *Pros. SNRT (Seminar Nas. Ris. Ter.*, vol. 5662, pp. 111–119, 2016.
- [2] I. Kusmaryono, M. Fricilia, and M. D. Furqan, "Kajian Tingkat Kerusakan Jalan Limbangan Garut Jawa Barat Berdasarkan Pedoman Indeks Kondisi Perkerasan (IKP) Pd 01-2016-B," *J. Tek. Sipil*, vol. XI, no. 2, pp. 1–130, 2022.
- [3] P. B. Prakoso, U. S. Lestari, and Y. Sari, "DETEKSI KERETAKAN PERMUKAAN PERKERASAN LENTUR JALAN RAYA (STUDI KASUS : TANAH LUNAK DI BANJARMASIN) Detection of Cracks on Highway Flexible Pavement Surfaces (Case Study : Soft Soils in Banjarmasin)," *DETEKSI KERETAKAN PERMUKAAN PERKERASAN LENTUR JALAN RAYA (Stud. KASUS TANAH LUNAK DI BANJARMASIN) Detect. Cracks Highw. Flex. Pavement Surfaces (Case Study Soft Soils Banjarmasin)*, vol. 4, no. April, pp. 247–251, 2019, [Online]. Available: <http://snllb.ulm.ac.id/prosiding/index.php/snllb-lit/article/view/194/195>
- [4] S. Marianingsih, F. Utaminigrum, and F. A. Bachtar, "Road surface types classification using combination of K-nearest neighbor and Naïve Bayes based on GLCM," *Int. J. Adv. Soft Comput. its Appl.*, vol. 11, no. 2, pp. 15–27, 2019.
- [5] C. Malegori, L. Franzetti, R. Guidetti, E. Casiraghi, and R. Rossi, "GLCM, an image analysis technique for early detection of biofilm," *J. Food Eng.*, vol. 185, pp. 48–55, 2016, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2016.04.001.
- [6] Y. Park and J. M. Guldmann, "Measuring continuous landscape patterns with Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) indices: An alternative to patch metrics?," *Ecol. Indic.*, vol. 109, no. October 2019, p. 105802, 2020, doi: 10.1016/j.ecolind.2019.105802.
- [7] Z. Abbas, M. U. Rehman, S. Najam, and S. M. Danish Rizvi, "An Efficient Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) based Approach Towards Classification of Skin Lesion," *Proc. - 2019 Amity Int. Conf. Artif. Intell. AICAI 2019*, pp. 317–320, 2019, doi: 10.1109/AICAI.2019.8701374.

-
- [8] L. A. Demidova, "Two-stage hybrid data classifiers based on svm and knn algorithms," *Symmetry (Basel)*., vol. 13, no. 4, 2021, doi: 10.3390/sym13040615.
 - [9] O. R. Indriani, E. J. Kusuma, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and D. R. I. M. Setiadi, "Tomatoes classification using K-NN based on GLCM and HSV color space," *Proc. - 2017 Int. Conf. Innov. Creat. Inf. Technol. Comput. Intell. IoT, ICITech 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/INNOCIT.2017.8319133.