

PENGARUH NILAI k PADA METODE K -NEAREST NEIGHBOR (KNN) TERHADAP TINGKAT AKURASI IDENTIFIKASI KERUSAKAN JALAN

Ida Ayu A. Angreni¹, Sakti Adji Adisasmita², M. Isran Ramli³ dan Sumarni Hamid⁴

¹Mahasiswa Program Doktor Teknik Sipil Universitas Hasanuddin
^{2,3,4} Staf Pengajar Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

¹email:idaayu@staff.gunadarma.ac.id, ²email:adjiadisamita@yahoo.com,
³email:muhisran@yahoo.com, ⁴email:marni_hamidaly@yahoo.com

Abstrak

Melihat kelemahan dari metode penilaian kerusakan jalan secara visual, salah satunya hasil identifikasi yang bisa bersifat subyektif, maka perlu dibuat suatu algoritma atau metode untuk mengidentifikasi jenis kerusakan jalan. Langkah awal dari proses algoritma berupa pengambilan gambar dengan jenis kamera digital, dihasilkan citra digital. Citra tersebut digunakan untuk pengolahan citra dengan *software* Matlab untuk menentukan jenis kerusakan jalan secara tepat dan cepat. Pengolahan citra pada penelitian ini meliputi dua tahap, yaitu proses ekstraksi dengan tahapan: wiener *filtering* dan *thresholding*, sedangkan proses klasifikasi dengan metode KNN. Hasil yang diperoleh yaitu jenis kerusakan jalan yang dapat diidentifikasi meliputi retak dan retak kulit buaya. Tujuan penelitian adalah berapa besar pengaruh nilai k dari metode KNN terhadap tingkat akurasi jenis kerusakan retak dan retak kulit buaya. Ditemukan bahwa dengan uji coba nilai k yang berbeda-beda, yaitu 1, 8, dan 15, menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda untuk tiap jenis kerusakan.

Kata kunci :Kerusakan Jalan, Pengolahan Citra, KNN, Tingkat Akurasi.

Abstract

Road cracks surveillance has a drawback of subjectivity in crack identification. Therefor, an algorithm or method to automatically identify cracks is needed. First, we need to provide a digital image which can be obtained using digital camera. Image processing were performed to the images using Matlab to determine the type of crack with fast and accurate performance. In this research, image processing consist of two phase, i. e. extraction (wiener filtering and thresholding), and classification (KNN method). Results for crack and alligator cracks identification are obtained. The aim of this paper is to analyse the significance of k value of KNN to the value of identification accuracy for those two types of crack. We found that the value of k (we used 1, 8, and 15) is affecting the value of accuracy for each crack.

Keywords: Road Damage, Image Processing, KNN, Value of accuracy.

PENDAHULUAN

Kerusakan jalan merupakan masalah yang sering dijumpai. Banyak ruas jalan di kota besar dengan kondisi rusak atau sedang dalam proses

mengalami kerusakan. Kondisi demikian merupakan masalah bagi hampir setiap kota besar di Indonesia. Ruas jalan dengan kerusakan kecil sering tidak mendapat perhatian sehingga

kerusakan tersebut semakin parah dan mengakibatkan kapasitas jalan menjadi berkurang. Diperlukan suatu cara untuk mendeteksi kerusakan jalan sebelum kerusakan tersebut menjadi parah. Upaya tersebut dapat dilakukan dengan mengadakan pemeriksaan kondisi jalan secara periodik.

Kondisi perkerasan suatu ruas jalan dapat diketahui melalui analisa fungsional maupun analisa struktural. Analisa fungsional dilakukan melalui pemeriksaan kondisi jalan dengan dua cara, mekanikal maupun visual. Secara garis besar kerusakan dapat dibedakan menjadi dua bagian, yaitu kerusakan struktural, mencakup kegagalan perkerasan atau kerusakan dari satu atau lebih komponen perkerasan yang mengakibatkan perkerasan tidak dapat lagi menanggung beban lalu lintas; dan kerusakan fungsional yang mengakibatkan keamanan dan kenyamanan pengguna jalan menjadi terganggu sehingga biaya operasi kendaraan semakin meningkat (Sulaksono, 2001).

Pemeriksaan kondisi perkerasan jalan dengan menggunakan alat (mekanikal) terbentur pada masalah dana, karena harga alat-alat tersebut cukup mahal dan untuk satu jenis alat hanya mengukur satu kondisi tertentu saja, misalnya besar lenturnya, kekerasan permukaan dan lain-lain. Metode pemeriksaan secara visual merupakan salah satu pemecahan yang baik, karena cukup praktis, sederhana dan efisien.

Masalah yang muncul di dalam menentukan kondisi perkerasan visual bersifat subjektif karena pemahaman mengenai jenis kerusakan jalan dapat berbeda sehingga hasil penilaian menjadi kurang akurat. Melihat kelemahan dari metode penilaian kerusakan jalan secara visual, perlu dibuat suatu algoritma atau metode untuk mendeteksi dan menentukan jenis kerusakan jalan secara cepat dan tepat berdasarkan citra digital. Langkah awal dari proses algoritma berupa pengambilan gambar dengan jenis kamera digital, sehingga dihasilkan citra digital untuk kemudian diproses dan akan diperoleh jenis kerusakan jalan dari ruas jalan tersebut.

Penelitian yang pernah dilakukan dalam hal pengolahan citra digital untuk kerusakan retak (Georgoulus, Loizos and Flouda, 1995). Diperoleh pola retak pada permukaan perkerasan

(Shuzhibiao and Guovanqing, 2013), sedangkan (A. Miradi dkk, 2007) memperoleh pola retak dari pelacakan linier perangkat (LINTRACK) dengan foto sehingga diperoleh panjang retak, persentase dan daerah retak. Tahun 2010, Zhaoyun menggunakan metode dengan algoritma gambar segmentasi awal untuk menghitung luas dan panjang kerusakan atau cacat permukaan jalan. (Saar dkk, 2010) melakukan penelitian dengan teknik pengolahan citra untuk mengekstrak fitur dari gambar. Pendekatan Neural networks digunakan untuk mendeteksi daerah gambar dengan cacat. (Kelvin C. P dkk, 2007) melakukan deteksi tepi dalam proses untuk identifikasi dan klasifikasi retak.

Peneliti lain (Shuzhibiao dkk, 2013), (Benedatto A dkk, 2005), (Timu Saaren Keto dkk, 2000), (Ghada Mousa dkk, 2011) yang mempergunakan citra dalam hal melakukan evaluasi yang lebih detil dalam mendeteksi keretakan perkerasan jalan. (Lou Jing dkk, 2010) melakukan analisis dalam pengolahan citra digital menggunakan interpolasi bilinear untuk mendapatkan gambar koreksi berdasarkan ambang segmentasi dengan analisa statistik.

Untuk melakukan identifikasi jenis kerusakan jalan berdasarkan citra melalui proses ekstraksi dan klasifikasi. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (k -NN atau KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Tingkat akurasi suatu jenis kerusakan jalan dengan metode KNN sangat dipengaruhi oleh besaran nilai k . Nilai k menyatakan berapa banyak jumlah neighbor atau data yang terdekat dengan suatu objek. Jumlah *neighbor* yang berbeda tentu akan mempengaruhi hasil klasifikasi terhadap satu objek.

Berdasarkan atas hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh nilai k dari metode KNN terhadap tingkat akurasi pada identifikasi jenis kerusakan. Jenis kerusakan jalan yang ditinjau adalah retak dan retak kulit buaya.

TINJAUAN PUSTAKA

a. Kerusakan Jalan

Menurut Manual pemeriksaan jalan Bina Marga, kerusakan atau cacat pada perkerasan lentur (*flexible*) dapat dibagi menjadi 5 (lima) besar bagian, yaitu :

1. Retak (*Cracking*)
Jenis retak meliputi : *Aligator cracks*/retak kulit buaya, *Edge Cracks*/retak tepi, *Edge Joint Cracks*/retak sambungan tepi perkerasan, *Lane Joint Cracks*/retak sambungan jalur, *Reflection Cracks*/retak refleksi, *Shrinkage Cracks*/retak susut, *Slippage Cracks*/retak selip, *Widening Cracks*/retak pada pelebaran.
2. Perubahan Bentuk (*Distortion*)
Perubahan bentuk perkerasan merupakan akibat dari subbase kurang padat atau *subgrade* mengalami pergerakan. Perubahan bentuk dapat juga disertai dengan keretakan, disamping itu juga mengakibatkan bahaya bagi lalu lintas, memungkinkan tertampungnya air dan sering menjadikan perkerasan mengalami kerusakan yang lebih besar. Perubahan bentuk perkerasan meliputi *channell*/rut (alur), *corrugation* (keriting) dan *shoving* (sungkur), *grade depression* (penurunan permukaan), *upheaval* (jembul) dan *utility cut depression*.
3. Kerusakan Permukaan (*Disintegration*)
Disintegration adalah pecahnya lapisan perkerasan menjadi bagian-bagian yang lepas, termasuk di dalamnya terlepasnya partikel agregat. *Disintegration* jika tidak segera ditangani akan berkembang kerusakan menjadi rusak berat. Bentuk *disintegration* meliputi : *potholes* (lubang) dan *raveling* (pengelupasan).
4. Permukaan Licin (*Slippery Surface/Skid Hazard*)

Kondisi permukaan kering menyebabkan jalan menjadi licin akibat adanya lapisan tipis aspal pada permukaan jalan, pengausan agregat lapisan permukaan dan akibat banyak minyak, lumpur dan lain-lainnya. Dalam kondisi basah mengakibatkan permukaan menjadi licin juga, hal ini disebabkan adanya lapisan air pada permukaan jalan yang menyebabkan berkurangnya daya cengkeram roda. Jenis kerusakan ini berbahaya bagi pengendara dengan kecepatan kendaraan yang sedang sampai tinggi. *Slippery surface* meliputi : *bleeding/flushing asphalt*, *polished aggregate*/pengausan agregat.

5. Kerusakan akibat *surface treatment*
Perbedaan pada metode pengerjaan dalam penanganan permukaan dapat menyebabkan kelainan hasil yang didapat. *Surface treatment* atau perawatan permukaan jalan meliputi: *loss of cover aggregate* yaitu lepasnya agregat penutup, *longitudinal streaking* dan *transverse streaking*.

b. Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Pengolahan citra atau sering disebut image processing adalah suatu proses atau usaha untuk mengubah suatu citra menjadi citra lain yang melibatkan beberapa teknik tertentu. Citra sendiri adalah suatu gambar dua dimensi yang dihasilkan dari gambar analog dua dimensi yang kontinu menjadi gambar diskrit melalui proses sampling.

Proses pengolahan citra mempunyai data masukan berupa citra yang telah diambil menggunakan kamera dan mempunyai data keluaran berupa citra lain yang telah melalui beberapa proses yang menggunakan teknik-teknik pengolahan citra tertentu (Astuti Fajar, 2013).

Pada penelitian ini digunakan citra diam atau *still images*, dimana citra tersebut adalah gambar kerusakan jalan. Citra diam tersebut melewati tahap pengolahan citra yaitu ekstraksi citra (antara lain wiener *filtering* dan *thresholding*) serta proses

klasifikasi citra yang menggunakan metode KNN.

Citra biner adalah citra yang hanya mempunyai dua nilai derajat keabuan yaitu, hitam dan putih. Piksel-piksel objek bernilai '1' dan piksel-piksel latar belakang bernilai '0'. Pada saat menampilkan gambar, '0' adalah putih dan '1' adalah hitam. Meskipun saat ini citra berwarna lebih disukai karena memberi kesan yang lebih kaya daripada citra biner, namun tidak membuat citra biner mati. Pada beberapa aplikasi citra biner masih tetap dibutuhkan, misalnya citra logo instansi, citra kode batang (*barcode*) yang tertera pada label barang, citra hasil pemindai dokumen teks, dan sebagainya. Adapun alasan penggunaan citra biner adalah karena citra biner masih memiliki keunggulan sebagai berikut:

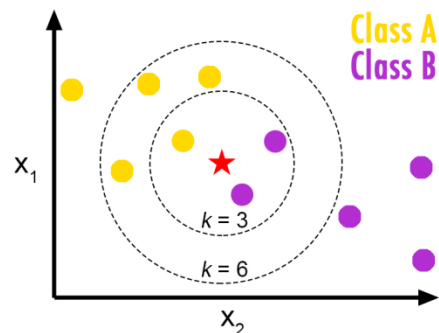
1. Kebutuhan memori kecil karena nilai derajat keabuan hanya membutuhkan representasi 1 bit.
2. Waktu pemrosesan lebih cepat dibandingkan dengan citra aras keabuan (*greyscale*).

c. K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (k-NN atau KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran (*neighbor*) yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Dekat atau jauhnya *neighbor* biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean (Rafiq Amaliyah, 2014).

Metode KNN dibagi menjadi dua fase, yaitu pembelajaran (*training*) dan klasifikasi. Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data yang akan diuji coba (yang klasifikasinya tidak diketahui).

Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor data pembelajaran dihitung, dan sejumlah k buah *neighbor* yang paling dekat diambil. Sebuah titik akan diprediksi jenisnya berdasarkan pada klasifikasi terbanyak dari *neighbor* di sekitarnya (Gambar 1).



Gambar 1. Ilustrasi penggunaan nilai k pada metode KNN (DeWilde, 2012)

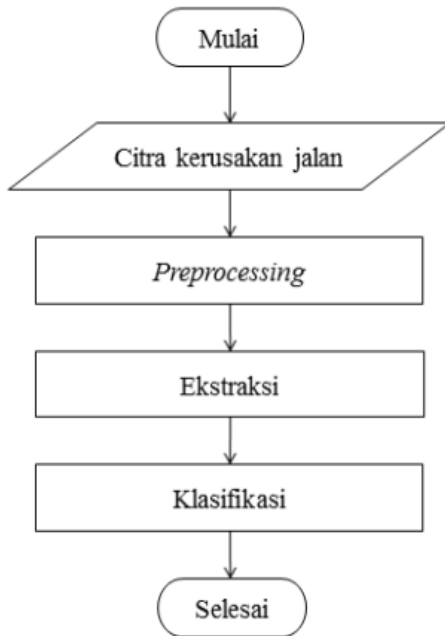
Nilai k yang terbaik untuk KNN tergantung pada data. Secara umum, nilai k yang tinggi akan mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Nilai k yang bagus dapat dipilih dengan optimasi parameter, misalnya dengan menggunakan *cross-validation*. Kasus khusus di mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, $k = 1$) disebut algoritma *nearest neighbor*.

METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan di wilayah Depok dengan obyek adalah kerusakan jalan meliputi retak dan retak kulit buaya. Pengambilan data berupa citra digital dari kerusakan jalan menggunakan kamera Canon 550D.

Tahapan metode penelitian dalam bentuk diagram alir dapat dilihat pada Gambar 2.

Tahap *preprocessing* meliputi proses seleksi citra digital (foto). Kemudian menyamakan resolusi masing-masing citra ke dalam ukuran yang sama yaitu 480×640 pixel. Tahapan selanjutnya adalah ekstraksi dan klasifikasi.



Gambar 2. Diagram Alir Tahapan metode Penelitian

a. Ekstraksi Citra

Langkah pertama yang dilakukan dalam mengembangkan aplikasi ekstraksi citra kerusakan jalan adalah mempelajari operasi morfologi untuk ekstraksi citra kerusakan aspal. Pada penelitian ini, operasi morfologi yang digunakan adalah:

1. *Wiener Filtering*

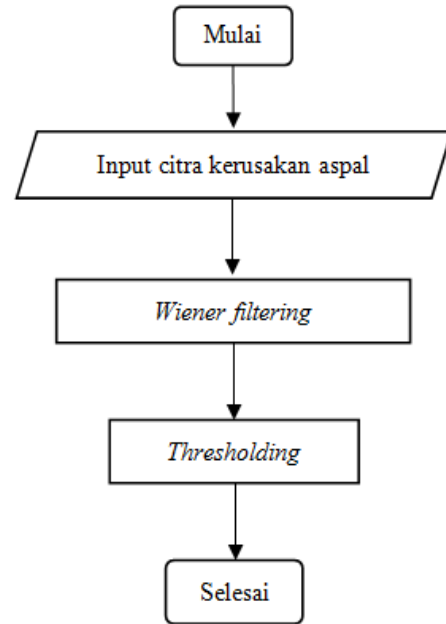
Wiener Filtering (Gonzales, 2004) adalah suatu metode untuk mengurangi derau (*noise*) yang didasarkan pada *Mean Square Error*. Metode *Mean square* menggunakan prinsip *Least-Square* yaitu membuat sekecil mungkin kesalahan antara keluaran yang sebenarnya dan keluaran yang diinginkan.

2. *Thresholding*

Thresholding adalah proses mengubah citra berderajat keabuan menjadi citra biner atau hitam putih sehingga dapat diketahui daerah mana yang termasuk obyek dan *background* dari citra secara jelas. Citra hasil *thresholding* biasanya digunakan lebih lanjut untuk

proses pengenalan obyek serta ekstraksi fitur.

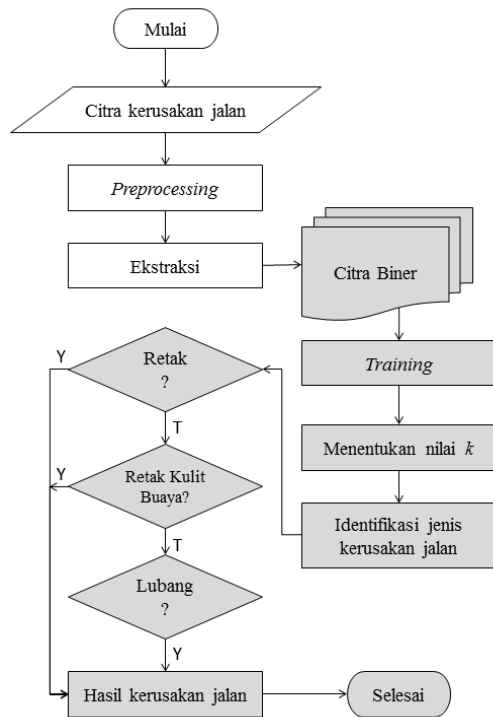
Pada penelitian ini citra yang digunakan adalah citra kerusakan jalan yang memiliki jenis kerusakan retak dan retak kulit buaya. Data yang digunakan sebanyak 50 foto untuk masing-masing jenis kerusakan jalan. Proses ekstraksi citra kerusakan jalan digambarkan dalam bentuk diagram alir (*flowchart*) seperti Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alir Proses Ekstraksi Citra

b. Klasifikasi Citra

Proses klasifikasi citra kerusakan aspal digambarkan dalam bentuk diagram alur pada Gambar 4. Diagram alir tersebut menjelaskan tahapan proses yang dilakukan pada klasifikasi citra kerusakan jalan.



Gambar 4. Diagram Alir Proses Klasifikasi Citra

Input yang digunakan adalah citra hasil proses ekstraksi berupa citra biner. Klasifikasi dilakukan berdasarkan kesamaan pola yang tampak dari citra biner tersebut.

Sebagian dari citra biner akan digunakan sebagai data *training*, yaitu data acuan yang digunakan untuk dihitung kesamaannya dengan citra yang akan diidentifikasi. Untuk masing-masing jenis kerusakan, 10 citra dengan gambaran kerusakan yang paling jelas digunakan sebagai data *training*.

Nilai k yang digunakan adalah 1 (*nearest*), 5, 8, dan 15. Angka ini dipilih berdasarkan uji coba yang dilakukan setelah tahap *training*.

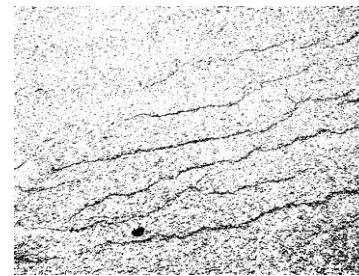
HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra digital yang dijadikan input, terlihat pada Gambar 5(a), diproses sesuai dengan tahapan proses ekstraksi pada Gambar 3. Dihasilkan sebuah citra biner seperti terlihat pada Gambar 5(b). Untuk proses klasifikasi, sebagian dari citra biner tersebut akan dijadikan

acuan untuk data *training*, dan citra lainnya diuji coba sebagai *sample*.



(a)



(b)

Gambar 5. (a) Citra digital yang akan diproses, (b) Citra biner hasil ekstraksi

Uji coba dilakukan untuk dua jenis kerusakan, yaitu retak dan retak kulit buaya. Identifikasi dilakukan dengan nilai k yang berbeda yaitu 1, 8, dan 15. Nilai akurasi dihitung berdasarkan:

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{|\text{Nilai Benar} - \text{Hasil Analisis}|}{\text{Nilai Benar}} \times 100$$

a. Hasil Identifikasi Retak

1) $k = 1$

Dari 50 citra, 49 citra teridentifikasi sebagai citra dengan jenis kerusakan retak, sementara 1 citra teridentifikasi sebagai lubang.

Maka, akurasi untuk $k=1$ adalah:

$$\text{Akurasi}(\%) = \frac{|50 - 1|}{50} \times 100\% = 98\%$$

2) $k = 8$

Dari 50 citra, dapat mengidentifikasi dengan benar 48 citra sebagai citra dengan jenis kerusakan retak. Sementara 2 citra teridentifikasi sebagai lubang.

Maka, akurasi untuk $k=8$ adalah:

$$Akurasi(\%) = \frac{|50 - 2|}{50} \times 100\% = 96\%$$

3) $k = 15$

Dari 50 citra, tidak satupun teridentifikasi sebagai retak.

Maka, akurasi untuk $k = 15$ adalah:

$$Akurasi(\%) = \frac{|50 - 50|}{50} \times 100\% = 0\%$$

b. Hasil Identifikasi Retak Kulit Buaya

1) $k = 1$

Dari 50 citra, dapat mengidentifikasi dengan benar 42 citra sebagai citra dengan jenis kerusakan retak kulit buaya. Sementara 6 citra teridentifikasi sebagai retak, dan 2 citra sebagai lubang. Maka, akurasi untuk $k = 1$ adalah:

$$Akurasi(\%) = \frac{|50 - 8|}{50} \times 100\% = 84\%$$

2) $k = 8$

Dari 50 citra, hanya dapat mengidentifikasi dengan benar 4 citra sebagai citra dengan jenis kerusakan retak kulit buaya. Sementara 6 citra

Dari hasil akurasi terhadap tiga nilai k tersebut, dapat dilihat kecenderungan nilai akurasi akan berkurang dengan bertambahnya nilai k . Penurunan akurasi terlihat drastis untuk $k = 15$ bagi kerusakan retak, dan $k = 8$ bagi nilai kerusakan retak kulit buaya. Perbedaan tersebut bisa disebabkan oleh penyebaran data yang berbeda untuk masing-masing jenis kerusakan.

Nilai akurasi paling tinggi bagi kedua jenis kerusakan ditemukan pada nilai $k = 1$, yaitu pada *nearest neighbor*-nya. Sehingga metode KNN dapat digunakan untuk identifikasi jenis kerusakan retak dan retak kulit buaya.

Untuk selanjutnya, akurasi metode KNN ini dapat ditelusuri kembali dengan menambahkan perhitungan *sensitivity* dan *specificity* untuk masing-masing jenis kerusakan. Penggunaan metode KNN akan terus dikembangkan, terutama bagi jenis kerusakan lubang atau kerusakan lainnya pada penelitian lebih lanjut.

teridentifikasi sebagai retak, dan 40 citra sebagai lubang.

Maka, akurasi untuk $k = 8$ adalah:

$$Akurasi(\%) = \frac{|50 - 46|}{50} \times 100\% = 8\%$$

3) $k = 15$

Dari 50 citra, hanya dapat mengidentifikasi dengan benar 9 citra sebagai citra dengan jenis kerusakan retak kulit buaya. Sementara 41 citra teridentifikasi sebagai lubang.

Maka, akurasi untuk $k = 15$ adalah:

$$Akurasi(\%) = \frac{|50 - 41|}{50} \times 100\% = 18\%$$

KESIMPULAN

Berdasarkan uji coba yang dilakukan terhadap 100 citra dengan kerusakan retak dan retak kulit buaya masing-masing 50 citra, didapat nilai akurasi yang berbeda. Untuk nilai $k = 1$, akurasi untuk retak = 98% dan retak kulit buaya = 84%. Untuk nilai $k = 8$, akurasi untuk retak = 96% dan retak kulit buaya = 8%. Untuk nilai $k = 15$, akurasi untuk retak = 0% dan retak kulit buaya = 98%.

REFERENSI

- A. Miradi, J. Groenendijk, L. J. M. Dohmen, 2007, 'Crack Development in Linear Tracking Test Pavement from Visual Survey to Pixel Analysis' *Journal Transportation research record, Journal of transportation Research Board*, Vol. 1570, pages 48 – 54.
- A. Georgopoulos, A. Loizos, A. Flouda, 1995 'Digital image Processing as a Tool for Pavement Distress Evaluation' *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, volume 50 Issue 1, pages 25 – 33
- Arie Murdianto, 2007. *Ekstraksi fitur wajah dengan sobel detection*, Universitas Indonesia, Jakarta.
- Astuti Fajar. 2013. *Pengolahan Citra Digital Konsep dan Teori*. Penerbit Andi Offset, Yogyakarta
- Benedatto, A., Benedetto F., De Blasiis MR, Giunta G. 2005. Reliability of Signal Processing Technique for Pavement Damages Detection and Classification using Ground penetrating Radar. (*Sensor Journal, IEEE* (Volume 5, Issue : 3) June 2005, pp. 471 – 480.
- DeWilde, Burton. 2012. Classification of Hand-written Digits (3). URL: <http://bdewilde.github.io/blog/blogger/2012/10/26/classification-of-hand-written-digits-3/>

- Ghada mousa, Khded Hussain.(2011). A new Technique for Automatic Detection and parameter estimation of pavement Crack. *Proceeding of the 4th in International 2011. Iis.org*
- Gonzales R. C., Woods, R. E. 2004. *Digital Image Processing Using MATLAB*. Prentice Hall, New Jersey.
- Kelvin C.P Wang, Oiang Li, Weiguo Gong. 2007. Wavelet- based Pavement Distress Image Edge Detection with a Traus Algorithm. (*Journal of The Transportation Research Board*, Volume 2024/2007.
- Lou Jing, Chang Zhou, 2010. Pavement Crack Distress Detection based on Image Analysis. (Machine Vision and Human machine Interface (MVHI), 2010.*International Conference on 2010 (China)* pp.576-579.
- Mohajeri, M.Jerry H Manning, Patrick J. 1991. An operating System of Pavement Distress, Diagnosis By Image Processing . (*journal Transportation Research Board* Number 1311, pp. 120-130 ,(1991.) pp.73-81.
- Rafiq Amalyah. 2014. Aplikasi Klasifikasi Citra Kerusakan Aspal Menggunakan Matlab 2013A. Skripsi, Universitas Gunadarma.
- Shuzhibiao, Guo yanqing, 2013. Algorithm On Contourlet Domain In Detection Of Road Cracks for Pavement Images . *Journal of Algorithms & Computational Tech-nology*, Vol.7, No.1/march 2013, pp.15-26.
- Sulaksono, S., 2001, *Rekayasa Jalan*, ITB, Bandung.
- T. Saar, O. Talvik, 2010, *Automatic asphalt pavement Crack detection and Classification using Neural Network*. Biennial Baltic Electronics Conference (BEC)
- Timu Saaren Keto, Tom Scullion. 2000. Road Evaluation with Ground Penetrating Radar. (Elsevier, *Journal of Applied Geophysics*, Volume 43, Issues 2-4, March 2000 Pages 119-138.
- Zhaoyun Sun, Chang An, Wei Li, Aimin Sha. (2010) Automatic pavement Cracks Detection System based on Visual Studio C++6,0 (*Natural Computation, 2010 Sixth International Conference* on Vol.4 pp.2016-2019