

Identifikasi Kerusakan Jalan dengan Metode Faster R-CNN Studi Kasus di Jalan Pakansari Bogor Jawa barat

Andriyana Fajar^{*1}, Dadang Iskandar Mulyana², Aziz Septian Amrullah³, Kurniawan Irfan Nauval⁴

^{1,2,3}Teknik Informasi Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika

E-mail: ^{*1} Andrey.skudt1234@gmail.com, ² mahvin2012@gmail.com,

³azizseptianamrullah09@gmail.com, ⁴kurniawanirfan2611@gmail.com

Abstrak

Salah satu mobilitas yang sangat penting jalan Raya.karena baik buruk nya jalan,dapat menjadi salah satu faktor keselamatan bagi pengguna jalan,di jalan Pakansari bogor saat ini ada banyak sedikit ditemukan kerusakan jalan berupa lubang yang tidak terlalu besar,salah satu faktor lamanya proses perbaikan jalan yaitu disebabkan oleh proses pendataan yang kondisi kerusakan jalan yang masih dilakukan secara manual.Dengan perkembangan teknologi saat ini, telah banyak dilakukan penelitian untuk mendeteksi jenis kerusakan jalan secara otomatis dengan menggunakan metode Faster RCNN.pada tahun 2015 dilakukan perubahan pada algoritma pengumpulan region proposal pada Fast R-CNN yang semula selective search menjadi Region Proposal Network (RPN) dan mendapatkan kecepatan deteksi dan akurasi yang lebih baik dari pendahulunya. Metode tersebut Faster R-CNN. Masing-masing kecepatan R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN berturut-turut yaitu 50 detik, 2 detik, dan 0,2 detik. Dengan catatan, hardware yang digunakan pada penelitian tersebut menggunakan komputer high-end. Pada pengukuran akurasi, keluarga R-CNN mendapat akurasi rata-rata diatas 70%. Dengan kehandalan yang dimiliki Faster R-CNN, penulis membangun sistem deteksi pengguna jalan. Namun, spesifikasi hardware yang lebih rendah yang dimiliki, penulis mengusulkan menggunakan arsitektur yang lebih ringan, yaitu tingkat akurasi yang dihasilkan menggunakan metode Faster R-CNN yang diperbarui sebesar 96,84%. Sedangkan kecepatan deteksi yang diperoleh sebesar 0,16 citra/detik..

Kata Kunci : *Identifikasi Kerusakan Jalan,Faster R-CNN.*

1. PENDAHULUAN

Jalan sangat krusial pada banyak sekali aspek kehidupan, mulai menurut pembangunan ekonomi & manfaat sosial sampai keselamatan.[1] Lantaran itu,pemeliharaan jalan sangat krusial bagi seluruh negara di dunia. Satu menurut tugas pemeliharaan jalan merupakan mendeteksi kerusakan secara seksama & lalu mencurahkan pemugaran yg efisien dalam saat yg tepat. Namun,bagi sebagian besar negara, deteksi & pembagian terstruktur mengenai retakan jalan ketika ini berdasarkan dalam

pekerjaan manual insan atau mahal sensor. Oleh lantaran itu, deteksi otomatis dan klasifikasi Jenis kerusakan jalan semakin populer akhir akhir ini.[2] Juga, dalam pembelajaran, dengan kemajuannya baru baru ini, mendapatkan daya tarik dan memiliki hasil mutakhir dalam berbagai tugas visi komputer[3]Oleh karena itu, banyak karya dalam literatur menggunakan pembelajaran yang mendalam pendekatan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kerusakan jalan.

juga mengevaluasi kualitas data berlabel saat ini dan menyarankan strategi untuk menghasilkan lebih banyak data berlabel. Jadi kontribusi kami:

- Studi tentang metode deteksi objek modern dan penerapannya pada masalah deteksi dan klasifikasi kerusakan jalan.
- Bereksperimen dengan pendekatan ini menggunakan Global Dataset Tantangan Deteksi Kerusakan Jalan 2022 untuk ditemukan satu model tunggal yang efisien dan dapat ditransfer ke wilayah yang berbeda.

- c. Setelah memvisualisasikan hasil perkiraan dan mengevaluasi anotasi yang ada secara kualitatif, saran dibuat untuk meningkatkan proses pelabelan untuk kumpulan data ini.

1.1. Region based Convolutional Neural Network (R-CNN)

Memanfaatkan keberhasilan convolutional neural network untuk merancang sebuah jaringan pendeteksi objek, hal itu disebut sebagai region-based convolutional neural network (RCNN). Metode RCNN merupakan evolusi dari metode CNN. RCNN menggabungkan area yang diusulkan dengan CNN [10]

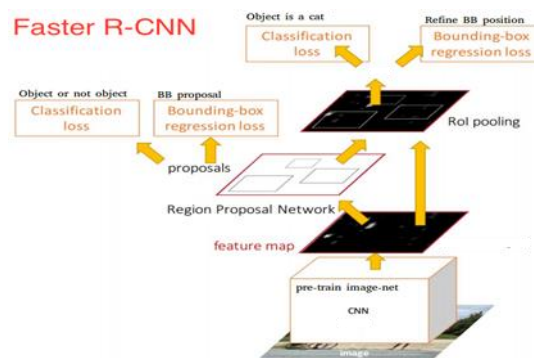
Dalam BAB ini hasil dan pembahasan mengenai penggunaan Faster R-CNN dalam mendeteksi dan klasifikasi jalan yang rusak atau berlubang di daerah pakansari bogor, dengan hasil ini kita bisa memberikan penjelasan bahwa jalan yang rusak ini harus segera diperbaiki dengan menggunakan penelitian berbasis citra yang saya buat diantaranya:[11]

- a. Pembuatan dataset ini dilakukan pengumpulan data dan pelabelan, kemudian data yang berupa citra dan sudah diberi label diubah file xml menjadi file csv[13]
- b. Langkah selanjutnya proses pelatihan, pada titik ini pelatihan dari dataset pelatihan sebelumnya telah disiapkan untuk pelatihan menggunakan metode Faster RCNN yang diperbarui. 20 model dilatih dengan parameter pelatihan yang berbeda, kemudian setelah pelatihan, mereka menerima model RCNN yang lebih cepat untuk digunakan untuk mengukur kualitas metode [14]
- c. Keakuratan proses pengujian berada pada tahap ketiga, dimana model yang diperoleh melewati tahap pengujian dan akurat dengan berbagai learning rate dan parameter epoch. Di bawah ini variasi dari model 1 hingga 20 [15]

2. METODE PENELITIAN

Bab II menjelaskan bagaimana Faster RCNN dapat digunakan untuk mengidentifikasi kerusakan jalan. Dataset yang digunakan dalam pengujian ini berasal dari Global Road. Tantangan Deteksi Kerusakan 2020 Secara khusus [4] set pelatihan dan pengujian berisi gambar kerusakan jalan, kotak batas dan jenis kerusakan (untuk set pelatihan) pada jarak 10,00 km di Pakansari, Bogor, Jawa Barat. Untuk dataset ini, terdapat empat jenis label untuk jenis kerusakan jalan, yaitu retak memanjang, retak melintang, retak buaya dan lubang (masing-masing berlabel D00, D10, D20 dan D40). Demi singkatnya bagian ini, kami melaporkan secara lebih rinci jumlah gambar dan pola atribusi per negara dan di seluruh kumpulan data [5].

Meskipun Fast R-CNN meningkatkan pelatihan dan prediksi masih membutuhkan usulan daerah sebagai masukan. Di lain kata-kata, proposal wilayah untuk setiap gambar masih perlu dilakukan secara terpisah[6]



Gambar 1. ini proses dari objek gambar awal

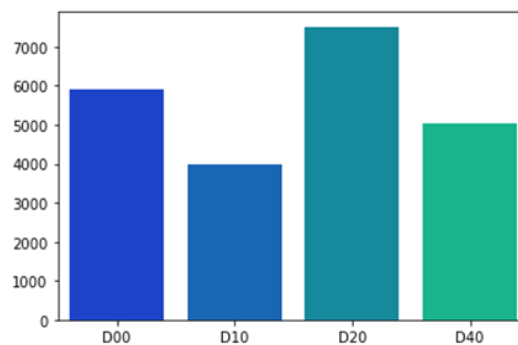
Gambar 2.1 gambar di feature map kemudian dibagi dua region proposal network dan rol pooling, RPN nya menjadi 3 bagian yaitu proposals menjadi object or not object, bb proposal kemudian dibagi lagi di rol pooling, rol pooling dibagi dua lagi menjadi classification loss dan bounding box regression loss

Salah satu cara untuk mendeskripsikan gambar dan komponennya dengan menghasilkan versi sederhana dari gambar dan menganalisis tingkat informasi yang hilang setelah penyederhanaan gambar yang berurutan.

[7] Penentuan nilai Fast Fourier Transform dari citra aspal merupakan proses normalisasi ukuran citra kemudian menentukan nilai Fast Fourier Transform (FFT) citra tersebut. Piksel gambar sebenarnya representasi matriks dua dimensi menggunakan perangkat lunak Matlab yang selanjutnya membagi dataset pelatihan menjadi pelatihan dan memberikan kemampuan untuk menghitung nilai FFT untuk setiap piksel dalam gambar jalan aspal. Tingkat evaluasi. [8] Validasi memungkinkan kita untuk mengevaluasi hyperparameters arsitektur kita secara kuantitatif. Mengenai arsitektur model pembelajaran mendalam, kita mulai dengan arsitektur model yang biasa digunakan untuk tugas deteksi dan klasifikasi kegagalan jalan. [9]

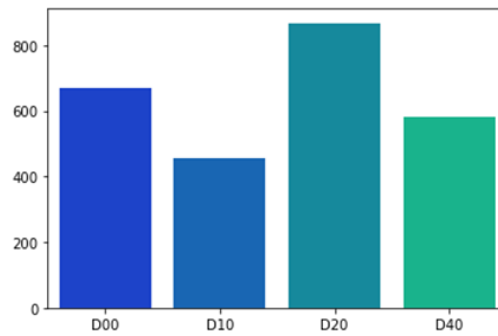
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis akurasi model yang dihasilkan menggunakan matriks konfusi dengan sampel titik di sepanjang jalur yang diamati. Menurut rumus Slovin, jumlah sampel yang digunakan 10,00 km, dengan tingkat kepercayaan 90%, 116 sampel dihasilkan dari PakanSari-Bogor, Jawa Barat.[10] Analisis akurasi spasial dilakukan dengan membandingkan lokasi spasial hasil model CNN dengan data validasi [11]. Data otentikasi diperoleh dengan menggunakan smartphone untuk video dan data lokasi.[12] Kerusakan jalan diperoleh dengan menggunakan alat bantu visual secara manual oleh penulis. Data perbandingan koordinat hasil model dengan data validasi dapat dilihat pada [13].



Gambar 2. plot damage distribution (train_dicts)

Pada gambar diatas D00 berwarna biru menunjukkan bahwa nilai kerusakan nya 5392 kotak berwarna biru tua D10 nilai kerusakan nya 3992 berwarna hijau tua D20 nilai kerusakan nya 7513 dan terakhir D40 berwarna hijau 5044 dan hasil yang lebih tinggi berwarna hijau tua D20 dengan nilai 5044. [14]



Gambar 3. Plot damage distribution (eval_dicts)

Diagram ini penghitungan plot damage distribution (eval_dicts) D00 berwarna biru dengan nilai 669, D10 berwarna biru tua dengan nilai 454 berwarna hijau tua dengan nilai 868

3.1. Jenis jenis kerusakan pada jalan pakansari bogor, jawa barat

Analisis akurasi spasial dilakukan dengan membandingkan posisi spasial hasil model - CNN dengan data validasi [11]. Data otentikasi diperoleh dengan menggunakan smartphone untuk video dan data lokasi. [12] Kerusakan jalan dapat penulis peroleh secara manual dengan menggunakan alat bantu visual. Anda dapat melihat data perbandingan koordinat hasil model dan data verifikasi pada [13]. Adapun tingkat kerusakan yang terjadi pada ruas jalan sepanjang 10,00 km tersebut dikategorikan ke dalam tiga kategori tingkat kerusakan. yaitu:

- a. Kerusakan Ringan (low)
- b. Kerusakan Sedang (medium) `
- c. Kerusakan Berat (high)

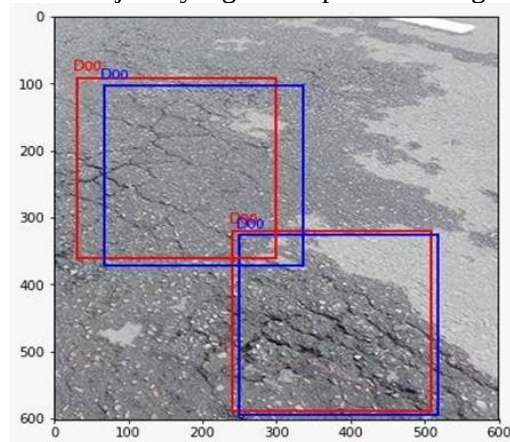
Dari 60 unit sampel yang diukur pada ruas jalan Pakansari bogor, jawa barat tersebut didapatkan jenis- jenis kerusakan yang terjadi, yaitu Kerusakan retak Halus (Hair Cracking), Retak melintang (Transverse crack), Retak Kulit Buaya (Alligator Cracking), dan Retak Berlubang (Hollow Crack) [16]

3.2. jenis jenis kerusakan retak di jalan Retak (cracking)

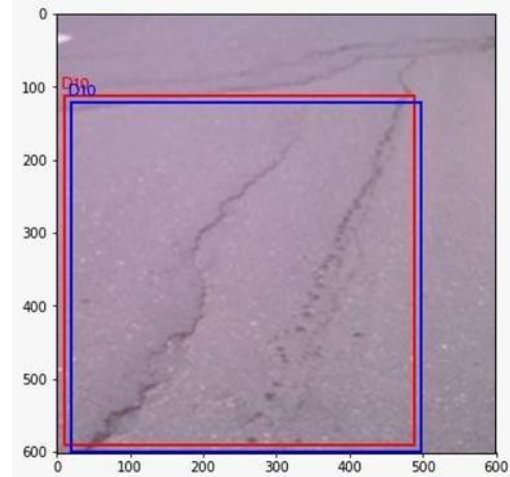
Retak merupakan salah satu tanda kerusakan perkerasan dimana air dari perkerasan mengalir ke lapisan bawah, dan merupakan salah satu faktor yang memperparah kerusakan (Kementerian Teknik Sipil, 2007). Jenis retak dibagi menjadi beberapa jenis, antara lain: [17]

1. Kerusakan retak Halus (Hair Cracking) Retak halus merupakan retak yang mempunyai lebar celah ≤ 3 mm. Kemungkinan penyebab kerusakan: [18]
 - a. Bahan material kurang baik
 - b. Pelapukan permukaan
 - c. Tanah dasar di bawah permukaan kurang stabil
2. Kerusakan retak melintang (Transverse crack) retak yang terjadi pada arah lebar perkerasan dan hampir tegak lurus sumbu jalan atau arah penghamparan. [19]
3. Retak Kulit Buaya (Alligator Cracking) Retak yang membentuk serangkaian kotak-kotak kecil yang saling berhubungan pada permukaan perkerasan beraspal menyerupai kulit buaya, umumnya akibat keruntuhan lelah oleh beban kendaraan yang berulang.
4. Retak Berlubang (Hollow Crack) Kerusakan ini berbentuk seperti mangkok yang dapat menampung dan meresapkan air pada badan jalan

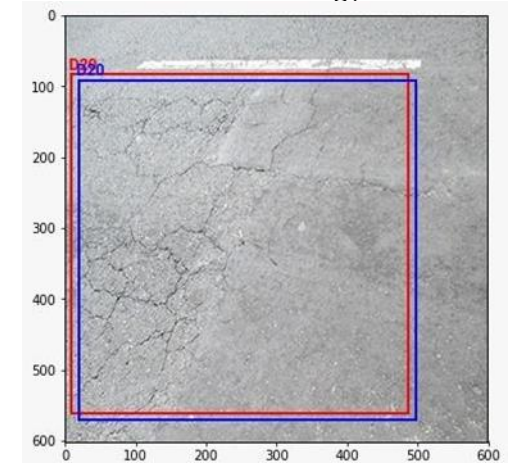
Ini Gambar D00 Retak Membujur, D10 Retak Melintang, D20 Retak Aligator dan D40 Retak Berlubang dari dataset identifikasi kerusakan jalan dengan metode faster R-CNN untuk mengetahui size banyak nya kerusakan jalan yang ada di pakansari bogor,jawa barat



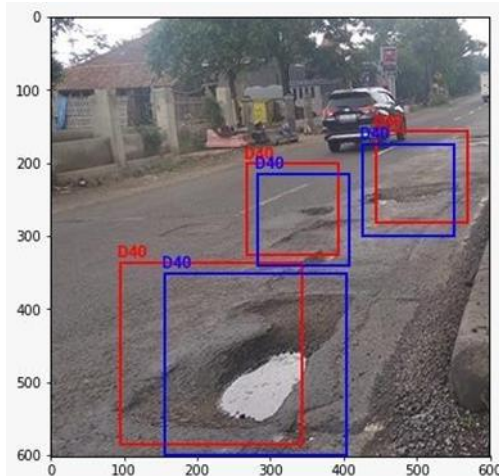
Gambar 4. D00 Retak Halus (Hair Cracking)



Gambar 5. D10 Retak Melintang(Transverse crack)



Gambar 6. D20 Retak Aligator(Alligator Cracking)



Gambar 7. D40 Retak Berlubang(Hollow Crack)

Ini sourcode dari dataset identifikasi kerusakan jalan dengan metode faster R-CNN untuk mengetahui size banyak nya kerusakan jalan yang ada di pakansari bogor,jawa barat

```
(array([4.420e+03, 7.678e+03, 3.734e+03, 2.158e+03, 1.531e+03, 1.138e+03,
      8.410e+02, 6.450e+02, 1.860e+02, 7.300e+01, 4.200e+01, 1.200e+01,
      1.000e+00, 3.000e+00, 2.000e+00, 1.000e+00, 5.000e+00, 0.000e+00,
      0.000e+00, 2.000e+00]), array([ 0.          , 45.68005582, 91.36011165, 137.04016747,
      182.72022329, 228.40027912, 274.08033494, 319.76039076,
      365.44044658, 411.12050241, 456.80055823, 502.48061405,
      548.16066988, 593.8407257 , 639.52078152, 685.20083735,
      730.88089317, 776.56094899, 822.24100482, 867.92106064,
      913.60111646]), <BarContainer object of 20 artists>)
```

time: 135 ms

So we will choose the sizes as [32, 64, 128, 256]

```
Evaluating model model_0039999
Done inferences in 1.2827429533004762 minutes at 2020-10-22 04:39:22.185448
model_0039999 max f1 0.5074941946379565 at 0.6400000000000003
Evaluating model model_0044999
Done inferences in 1.276824963092804 minutes at 2020-10-22 04:40:55.804938
model_0044999 max f1 0.5034706154558075 at 0.7500000000000004
Evaluating model model_0049999
Done inferences in 1.2737691124280295 minutes at 2020-10-22 04:42:29.433953
model_0049999 max f1 0.5153452685421995 at 0.5800000000000003
Evaluating model model_0054999
Done inferences in 1.272123142083486 minutes at 2020-10-22 04:44:01.654206
model_0054999 max f1 0.5097864768683273 at 0.7000000000000004
Evaluating model model_0059999
Done inferences in 1.2727732539176941 minutes at 2020-10-22 04:45:35.285059
model_0059999 max f1 0.49573361082206036 at 0.6200000000000003
Evaluating model model_0064999
Done inferences in 1.2734368761380515 minutes at 2020-10-22 04:47:08.623791
model_0064999 max f1 0.5258254000405104 at 0.6200000000000003
Evaluating model model_0069999
Done inferences in 1.2768533865610758 minutes at 2020-10-22 04:48:42.851074
model_0069999 max f1 0.5274390243902439 at 0.6800000000000004
Evaluating model model_0074999
Done inferences in 1.273715575536092 minutes at 2020-10-22 04:50:16.549942
model_0074999 max f1 0.5212601894690461 at 0.7100000000000004

Evaluating model model_0079999
Done inferences in 1.2743391911188762 minutes at 2020-10-22 04:51:50.111304
model_0079999 max f1 0.5259429047718275 at 0.6400000000000003
Evaluating model model_0084999
Done inferences in 1.2736374696095785 minutes at 2020-10-22 04:53:23.989594
model_0084999 max f1 0.5285171102661598 at 0.6500000000000004
Evaluating model model_0089999
Done inferences in 1.2728008190790812 minutes at 2020-10-22 04:54:57.460118
model_0089999 max f1 0.5249946819825569 at 0.6600000000000004
Evaluating model model_0094999
Done inferences in 1.273051885763804 minutes at 2020-10-22 04:56:31.323075
model_0094999 max f1 0.5180073323269354 at 0.6900000000000004
Evaluating model model_0099999
Done inferences in 1.273147718111674 minutes at 2020-10-22 04:58:04.881890
model_0099999 max f1 0.5252308353016963 at 0.6900000000000004
Evaluating model model_0104999
Done inferences in 1.273725159962972 minutes at 2020-10-22 04:59:38.824982
model_0104999 max f1 0.5166524338172502 at 0.6700000000000004
Evaluating model model_0109999
```

```

model_0104999 max f1 0.5166524338172502 at 0.6700000000000004
Evaluating model model_0109999
Done inferences in 1.2731090625127157 minutes at 2020-10-22 05:01:12.644424
model_0109999 max f1 0.5205361003026373 at 0.6800000000000004
Evaluating model model_0114999
Done inferences in 1.273208216826121 minutes at 2020-10-22 05:02:46.144452
model_0114999 max f1 0.5232533446591634 at 0.6700000000000004
Evaluating model model_0119999
Done inferences in 1.2720866640408834 minutes at 2020-10-22 05:04:19.879216
model_0119999 max f1 0.5218652849740933 at 0.6400000000000003
Evaluating model model_0124999
Done inferences in 1.2719725449879964 minutes at 2020-10-22 05:05:53.505829
model_0124999 max f1 0.5233248515691263 at 0.6800000000000004
Evaluating model model_0129999
Done inferences in 1.2723453005154928 minutes at 2020-10-22 05:07:27.744873
model_0129999 max f1 0.5244919786096257 at 0.6900000000000004
Evaluating model model_0134999
Done inferences in 1.2710606853167217 minutes at 2020-10-22 05:09:01.429508
model_0134999 max f1 0.5214814814814815 at 0.6900000000000004
Evaluating model model_0139999
Done inferences in 1.271830952167511 minutes at 2020-10-22 05:10:35.243916
model_0139999 max f1 0.5175081433224755 at 0.6100000000000003

```

4. KESIMPULAN

Dari data tabel ini menunjukkan nilai dari grafik train count D00 nya dengan nilai 5292 D10 nya dengan nilai 3992 D20 nya dengan nilai hasil 7513 D40 nya dengan hasil 5044 dengan hasil times nya 129 ms dan dari grafik eval distc D00 nya dengan nilai hasil 699, D10 nya dengan nilai 454, D20 nya dengan nilai 868 dan D40 dengan hasil 868 dan hasil waktunya 101 ms dengan demikian dataset ini menyimpulkan bahwa hasil dari identifikasi kerusakan jalan menggunakan metode Faster RCNN. Pada pengukuran akurasi, keluarga R-CNN mendapat akurasi rata-rata diatas 70%. Dengan kehandalan yang dimiliki Faster R-CNN, penulis membangun sistem deteksi pengguna jalan. Namun, spesifikasi hardware yang lebih rendah yang dimiliki, penulis mengusulkan menggunakan arsitektur yang lebih ringan, yaitu tingkat akurasi yang dihasilkan menggunakan metode Faster R-CNN yang diperbarui sebesar 96,84%. Sedangkan kecepatan deteksi yang diperoleh sebesar 0,16 citra/detik.

Tabel 1. hasil Train count dan eval distc

	Train count	eval distc
D00	5392	669
D10	3992	454
D20	7513	868
D40	5044	583
hasil times	129 ms	101 ms

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Balci and S. Yilmaz, "Faster R-CNN Structure for Computer Vision-based Road Pavement Distress Detection," *Journal of Polytechnic*, Jan. 2022, doi: 10.2339/politeknik.987132.
- [2] A. Z. Syaharuddin, Z. Zainuddin, and Andani, "Multi-Pole Road Sign Detection Based on Faster Region-based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)," Apr. 2021. Accessed: Jan. 29, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/aims52415.2021.9466014>
- [3] V. Pham, N. V. T. Nguyen, and T. Dang, "Scag CNN," Jul. 2020. Accessed: Jan. 28, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1145/3406601.3406644>.
- [4] Codrops, "2020 IEEE International Conference on Big Data." <https://rdd2020.sekilab.global/> (accessed Jan. 29, 2022).
- [5] V. Pham, C. Pham, and T. Dang, "Road Damage Detection and Classification with Detectron2 and Faster R-CNN," Dec. 2020. Accessed: Jan. 29, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/bigdata50022.2020.9378027>.
- [6] V. Pham, C. Pham, and T. Dang, "Road Damage Detection and Classification with Detectron2 and Faster R-CNN," Dec. 2020. Accessed: Jan. 29, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/bigdata50022.2020.9378027>.
- [7] I. Coulibaly, R. Lepage, and M. St-Jacques, "Road Damage Detection From High Resolution Satellite Images Based on Machine Learning," unknown, Jul. 22, 2015. https://www.researchgate.net/publication/282914573_Road_Damage_Detection_From_High_Resolution_Satellite_Images_Based_on_Machine_Learning.
- [8] "Source code 1. Matlab homemade software.", doi:10.7554/elife.21843.013. *Polytechnic*, Jan. 2022, doi: 10.2339/politeknik.987132.
- [9] W. Wang, B. Wu, S. Yang, and Z. Wang, "Road Damage Detection and Classification with Faster R-CNN," Dec. 2018. Accessed: Jan. 29, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/bigdata.2018.8622354>.
- [10] W. Nengsih, "ANALISA AKURASI PEMODELAN SUPERVISED DAN UNSUPERVISED LEARNING MENGGUNAKAN DATA MINING," *Sebatik*, vol. 23, no. 2, pp. 285–291, Dec. 2019, doi: 10.46984/sebatik.v23i2.771..
- [11] "Figure 3: (A) Description of VGG-16 model; (B) the proposed ML-CNN model and; (C) the VGGML-CNN model, which the optimised version of ML-CNN.", doi: 10.7717/peerj-cs.736/fig-3.
- [12] D. Windatiningsih, "Uji Validasi Data Debit," *JURNAL SUMBER DAYA AIR*, vol. 15, no. 2, pp. 121–136, Nov. 2019, doi: 10.32679/jsda.v15i2.600.

- [13] Moh. Affaf, "Pendekatan Nilai Logaritma dan Inversnya Secara Manual," Center for Open Science, Sep. 2017. Accessed: Jan. 30, 2022. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.31227/osf.io/4a3gj>
- [14] "Figure 3: Relative contributions to leaf damage by external causes per plot in time.", doi: 10.7717/peerj.7158/fig-3.
- [15] F. Yudaningrum and I. Ikhwanudin, "IDENTIFIKASI JENIS KERUSAKAN JALAN (Studi Kasus Ruas Jalan Kedungmundu-Meteseh)," *Teknika*, vol. 12, no. 2, Oct. 2017, doi: 10.26623/teknika.v12i2.638.
- [16] F. Yudaningrum and I. Ikhwanudin, "IDENTIFIKASI JENIS KERUSAKAN JALAN (Studi Kasus Ruas Jalan Kedungmundu-Meteseh)," *Teknika*, vol. 12, no. 2, Oct. 2017, doi: 10.26623/teknika.v12i2.638.
- [17] "DPUPKP," JENIS KERUSAKAN JALAN PADA PERKERASAN LENTUR. <https://dpu.kulonprogokab.go.id/detil/61/jenis-keru-sakan-jalan-pada-perkerasan-lentur> (accessed Jan. 30, 2022).
- [18] F. Yudaningrum and I. Ikhwanudin, "IDENTIFIKASI JENIS KERUSAKAN JALAN (Studi Kasus Ruas Jalan Kedungmundu-Meteseh)," *Teknika*, vol. 12, no. 2, Oct. 2017, doi: 10.26623/teknika.v12i2.638.
- [19] F. Soehardi, T. Setiawan, and W. Winayati, "IDENTIFIKASI JENIS-JENIS KERUSAKAN JALAN (PERKERASAN LENTUR) STUDI KASUS JALAN LINTAS TALUK KUANTAN – BATAS PROVINSI SUMATERA BARAT," *Racic: Rab Construction Research*, vol. 6, no. 1, pp. 69–77, Jun. 2021, doi: 10.36341/racic.v6i1.1577.
- [20] S. R. Raysyah, Veri Arinal, and Dadang Iskandar Mulyana, "KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI BERDASARKAN DETEKSI WARNA MENGGUNAKAN METODE KNN DAN PCA," *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 88–95, Sep. 2021, doi: 10.30656/jsii.v8i2.3638.