

# KLASIFIKASI CITRA LUBANG PADA PERMUKAAN JALAN BERASPAL DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

*(Image Classification of Potholes on Paved Road Surfaces with the Convolutional Neural Networks (CNN) Method)*

Ni Nyoman Citariani Sumartha<sup>[1]</sup>, I Gede Pasek Suta Wijaya<sup>[1]</sup>, Fitri Bimantoro<sup>[1]</sup>

<sup>[1]</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Mataram  
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

Email: citariani.sumartha@gmail.com, [gpsutawijaya, bimo]@unram.ac.id

## **Abstract**

*A pothole is a bowl-shaped indentation in the road surface, less than 1 meter in diameter. The presence of potholes on the highway can endanger the safety of road users, so repairs need to be done as soon as possible. Images of potholed roads have high complexity, variations consisting of color contrast, hole size, presence of puddles or not, lighting when taking pictures, background and others. For this reason, an approach is needed that can classify images with a high degree of variation by extracting the important information contained in them. Judging from the potential success of using the Convolutional Neural Networks (CNN) approach in identifying images of potholes that will be reported for entry into the Public Works Service's road improvement record, the authors propose the idea of "Pothole Image Classification on Asphalt Road Surfaces with the Convolutional Neural Networks (CNN) Method".*

**Keywords:** Pothole, Image, Classification, CNN

## I. PENDAHULUAN

Menurut manual pemeliharaan jalan No: 03/MN/B/1983 yang dikeluarkan oleh Direktorat Jenderal Bina Marga, lubang (*pothole*) merupakan bagian dari macam kerusakan jalan yang masuk dalam kategori cacat permukaan (*disintegration*). Lubang (*pothole*) adalah lekukan berbentuk mangkok di permukaan jalan, dengan diameter kurang dari 1 meter. Lubang terbentuk karena lalu lintas mengangkat bagian-bagian kecil permukaan jalan. Lubang membesar dengan cepat jika ada genangan air didalamnya. Kemudian jalan akan berlubang ketika material permukaan mulai lepas atau tanah dasar lemah [1].

Pada tanggal 15 Juli 2022 diberitakan bahwa terjadi kecelakaan akibat adanya lubang (*pothole*) di salah satu jalan di kota Colchester, UK yang menyebabkan seorang

pengendara sepeda mengalami patah tulang selangka di dua tempat. [2]. Selain itu diberitakan di NDTV.com, kecelakaan akibat adanya lubang (*pothole*) di jalan raya juga terjadi di Mumbai, India yang menyebabkan seorang pria tewas saat dia bersama istri dan anaknya hendak pergi ke Pydhoni. [3]. Tidak hanya di luar negeri, kecelakaan serupa yang disebabkan oleh adanya lubang (*pothole*) di jalan juga terjadi di Indonesia. Pada tanggal 26 April 2022 platform berita regional kompas mengabarkan terjadi kecelakaan tunggal yang dialami seorang pria karena motornya masuk ke lubang jalan yang menyebabkan pria tersebut lumpuh. [4]. Selain itu melalui laman berita detik.com pada tanggal 8 Februari 2022 dikabarkan bahwa seorang warga Sidoarjo tewas karena mengalami kecelakaan akibat adanya lubang jalan di Mojokerto. Dari paparan di atas dapat disimpulkan bahwa adanya lubang (*pothole*) di jalan raya dapat membahayakan keselamatan pengguna jalan sehingga perlu diadakan perbaikan secepatnya. [5].

Dinas Pekerjaan Umum mengungkapkan, proses perbaikan jalan dilakukan melalui tiga tahap yaitu pencatatan, lelang proyek, dan perbaikan. Salah satu kendala yang menyebabkan lamanya perbaikan kerusakan jalan yaitu proses pencatatan. Pada proses ini, dilakukan pendeteksian dan pendataan tiap-tiap kerusakan. Proses tersebut saat ini dilakukan secara manual dengan bantuan tenaga manusia. Karena proses pendeteksian dan pendataan masih dilakukan secara manual dengan tenaga manusia, waktu yang dibutuhkan relatif lama dan tingkat keakuratannya rendah. Proses tersebut bisa memakan waktu dua pekan untuk jalan sepanjang 1 kilometer. Salah satu alternatif bantuan dalam pencatatan jalan rusak adalah dengan bantuan pelaporan dari pengguna jalan itu sendiri, pengguna jalan dapat melaporkan lokasi jalan dan bukti jalan rusak berupa gambar kepada Dinas Pekerjaan Umum untuk dilakukan pencatatan [6].

Sudah banyak aplikasi yang diluncurkan dengan tujuan untuk memudahkan masyarakat terutama pengguna

jalan untuk melaporkan adanya jalan rusak contohnya: Jaki, QlueApp, BucApp dan lain-lain. Jaki (Jalan Kita) merupakan aplikasi yang bisa dimanfaatkan masyarakat untuk melaporkan kondisi jalan dan jembatan di Indonesia, aplikasi ini diluncurkan oleh Pusat Litbang Jalan dan Jembatan Kementerian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat. [7]. QlueApp adalah aplikasi pelaporan publik tidak hanya untuk jalan rusak namun juga untuk melaporkan berbagai masalah sosial dan lingkungan di kota, seperti limbah, lampu lalu lintas yang rusak, parkir ilegal, pengemis, dan lain-lain. [8]. BucApp merupakan aplikasi yang berfungsi untuk melaporkan kondisi jalan rusak dan berlubang secara langsung. Nantinya pihak BucApp akan menerima laporan dari sejumlah pengguna dan meninjau terlebih dahulu. Baru setelah itu laporan akan diteruskan ke pemerintah daerah setempat untuk segera ditanggapi lebih lanjut. [9].

Gambar jalan berlubang mempunyai kompleksitas yang tinggi, variasi yang terdiri dari kontras warna, ukuran lubang, adanya genangan air atau tidak, pencahayaan saat mengambil gambar, latar belakang dan lain-lain. Untuk itu perlu pendekatan yang dapat mengklasifikasikan gambar dengan tingkat variasi yang tinggi dengan mengekstrak informasi penting yang terdapat di dalamnya dengan cara di pecah menjadi beberapa lapisan-lapisan, salah satu pendekatan tersebut adalah *Artificial Neural Network* (ANN). Metode ini mampu mempelajari hubungan yang tidak diketahui sebelumnya (*hidden pattern*) antara data input dan output. *Deep Learning* merupakan cabang *Machine Learning* yang menerapkan algoritma ANN dalam pengolahan data dengan jumlah yang besar dengan cara menerapkan banyak *hidden layer*. *Convolutional Neural Networks* (CNN) adalah salah satu jenis model *Deep Learning* yang biasa digunakan pada data gambar. Teknik CNN terinspirasi dari cara manusia menghasilkan persepsi visual. Dilihat dari potensi keberhasilan penggunaan pendekatan CNN dalam mengidentifikasi gambar jalan berlubang yang akan dilaporkan untuk masuk pencatatan perbaikan jalan Dinas Pekerjaan Umum, penulis mengusulkan gagasan “Klasifikasi Citra Lubang pada Permukaan Jalan Beraspal dengan Metode *Convolutional Neural Networks* (CNN)”.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian [10] adalah penelitian pertama yang mengembangkan model pendeteksian lubang jalan sekaligus rambu lalu lintas di jalanan India. Fitur gambar rambu lalu lintas diekstraksi menggunakan *Hybrid Features From Accelerated Segment Test* (FAST) dan dicocokkan dengan *Random Sample Consensus* (RANSAC) sedangkan fitur gambar lubang jalan diekstraksi dengan metode *Improved Canny Edge Detector* (ICED) dan *Bio-Inspired Contour Detection* (BCD). Proses klasifikasi menggunakan algoritma

*Support Vector Machine* (SVM). Akurasi FAST-RANSAC-SVM adalah 98.47% dan akurasi ICED-BCD: 96.47%.

Penelitian [6] menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) untuk transformasi sebagai tahap awal ekstraksi ciri. Lalu, *K-Nearest Neighbor* (KNN) digunakan untuk klasifikasi citra jalan aspal berlubang atau tidak. Pada penelitian ini didapat akurasi terbaik dari nilai  $K=5$  dan  $K=7$ , dengan total akurasi sebesar 96% dengan FAR sebesar 0% dan FRR sebesar 4,16%.

Jurnal [11] merupakan studi banding menggunakan lima model pembelajaran mesin klasifikasi biner yang dilakukan pada balanced data citra jalan aspal. Lima metode klasifikasi yang digunakan diantaranya: *Naive Bayes*, Regresi Logistik, SVM, KNN dan *Random Forest Tree*. Metode klasifikasi *Random Forest Tree* dan KNN menunjukkan kinerja terbaik pada dataset uji dengan akurasi yang sama yaitu sebesar 88,89%. Akurasi model *Random Forest Tree* setelah penyetelan *hyperparameter* adalah 94,44%.

Penelitian [12] merupakan penelitian pertama yang menggunakan *thermal imaging* untuk pendeteksian lubang jalan. Klasifikasi citra jalan berlubang pada penelitian ini menggunakan *Self-built CNN* dan ResNet (18, 34, 50, 101, 152). Dari klasifikasi menggunakan *Self-built CNN* didapatkan hasil rata-rata akurasi pelatihan sebesar 55,74%, akurasi validasi rata-rata sebesar 68,99% dan akurasi pengujian yang dicapai adalah 73,06%. Dari klasifikasi menggunakan ResNet didapatkan rata-rata akurasi pelatihan sebesar 94,64% dan akurasi validasi rata-rata sebesar 95,20% dengan akurasi validasi tertinggi sebesar 97.08%.

Penelitian [13] membahas tentang pendeteksian lubang menggunakan dua pendekatan, yaitu teknik *Spectral Clustering* dan *Deep Learning*. Pada pendekatan dengan Teknik *Spectral Clustering*, input citra diproses dengan *Spectral Clustering* dan operasi morfologi. Lalu lubang pada citra jalan dideteksi menggunakan *threshold classifier*. Metodologi ini tidak memerlukan fase pelatihan untuk mendeteksi lubang. Pada pendekatan dengan *Deep Learning* digunakan CNN dan AlexNet. Pengujian menggunakan kedua pendekatan itu dilakukan pada dataset seimbang yang dibentuk oleh 300 gambar yang berisi gambar RGB *pothole* dan *non-pothole*. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah akurasi klasifikasi citra jalan berlubang menggunakan CNN dan AlexNet lebih baik daripada *Spectral Clustering*. Akurasi yang didapatkan dengan metode CNN tanpa Augmentasi Data adalah sebesar 95%, dengan Augmentasi Data sebesar 96% sementara itu AlexNet sebesar 100%.

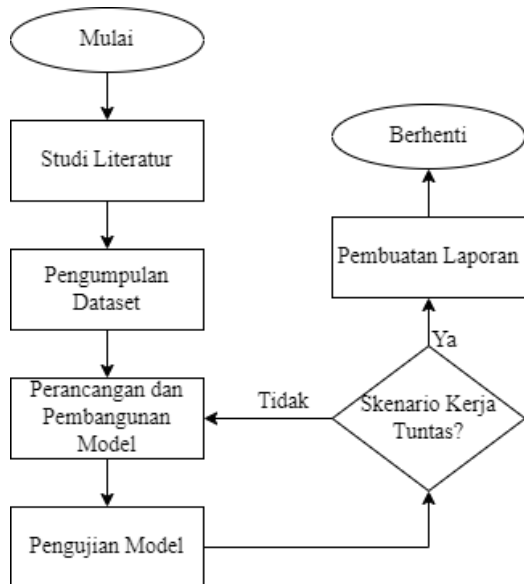
Penelitian [14] menyajikan model deteksi lubang improved CNN-based yang selanjutnya digunakan untuk memvalidasi perilaku cerdas dari prototipe kendaraan yang diusulkan dalam *driving decision-making*. Penelitian ini menghasilkan akurasi deteksi

sebesar 99,02% dengan nilai FScore sebesar 98,33% dan sensitivitas sebesar 99,03% yang mengungguli berbagai teknik state-of-art dalam bidang ini menggunakan dataset publik 'Nienaber Potholes' yang dapat diakses dari platform Kaggle dimana data didapat dari hasil *web scrapping close-up* citra jalan berlubang.

Berdasarkan penelitian-penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, dapat dilihat bahwa CNN dapat bekerja dengan baik untuk pengklasifikasian citra. Oleh karena itu, penulis bermaksud untuk menggunakan metode ini untuk mengklasifikasikan citra jalan berlubang yang diambil dari *dashboard* mobil.

### III. METODE PENELITIAN

Adapun diagram alur penelitian dari dimulainya penelitian sampai akhir penelitian dapat dilihat pada gambar sebagai berikut:



Gambar 1. Alur Penelitian

#### A. Studi Literatur dan Pengumpulan Dataset

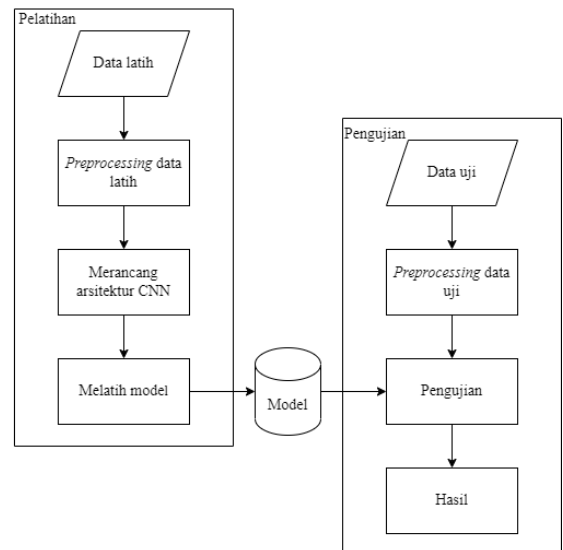
Dataset MIIA *Pothole Image Classification Challenge* digunakan dalam penelitian ini. Dataset tersebut berisi gambar jalan-jalan di Afrika Selatan yang memiliki lubang (respon positif) atau tidak (respon negatif). Dataset tersebut juga telah dibagi menjadi data latih dan data uji dengan data latih berisi 4.026 gambar dan data uji berisi 1.650 gambar. Pada website zindi.africa tempat dataset ini diunggah tidak ada keterangan bagaimana data gambarnya diambil namun dari datanya sendiri dapat dilihat bahwa pengambilan gambar dilakukan dari dashboard mobil dengan spesifikasi kamera yang juga tidak diketahui [15].



Gambar 2. Contoh data pada dataset MIIA *Pothole Image Classification Challenge*

#### B. Perancangan dan Pengembangan Model

Pembangunan model dalam penelitian ini dapat dibagi menjadi dua proses utama yaitu pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) yang dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 3. Rancangan Pembangunan Model

*Convolutional layer* mampu secara signifikan mengurangi kompleksitas model melalui optimisasi outputnya. Untuk pengembangan model pada penelitian ini lapisan *convolutional* akan menggunakan kernel 3x3 dengan variasi jumlah filter konvolusi: 32, 64, dan 128. Hasil perhitungan pada layer konvolusi yang bernilai negatif akan dilakukan perhitungan tambahan untuk menghilangkan nilai negatif pada matriks citra. Pada penelitian ini pendekatan perhitungan yang akan digunakan adalah pendekatan fungsi aktivasi ReLU. Fungsi aktivasi ReLU akan mengubah nilai matriks yang bernilai negatif menjadi 0. Fungsi aktivasi ReLU sudah banyak digunakan pada penelitian dengan metode CNN sebelumnya dan mendapat performa yang baik.

*Pooling* pada penelitian ini menggunakan matriks 2x2 dengan stride sebesar 2. Artinya, *pooling* akan bergeser sebanyak 2 indeks dan mencari nilai terbesar dari *pooling* atau bisa disebut dengan istilah *max pooling*. Setelah melalui *pooling layer*, fitur yang terseleksi akan memasuki lapisan khusus yaitu *Flatten* dalam rangka mengubah matriks fitur menjadi vektor dengan tujuan untuk menyesuaikan format masukan pada *fully-connected layer*.

Masukan yang telah diubah bentuknya menjadi vektor selanjutnya akan memasuki lapisan *fully-connected*. Pada penelitian ini akan digunakan tiga variasi jumlah *hidden layer* yang berbeda yaitu 1 *hidden layer*, 2 *hidden layer* dan 3 *hidden layer* untuk mengetahui pengaruh jumlah *hidden layer* dalam penelitian. Untuk inisial awal masing – masing layer akan memiliki 64 neuron dan akan diubah dengan berbagai kombinasi untuk mendapatkan akurasi terbaik. Untuk mengurangi kemungkinan terjadinya *overfitting* maka pada model akan diterapkan *dropout*. Penelitian ini akan menerapkan *dropout* dengan variasi bobot 0% (*no dropout*), 20% dan 50%.

### C. Pengujian Model

Berikut adalah beberapa variasi parameter pelatihan untuk membangun model klasifikasi pada penelitian ini:

1. Ukuran gambar: 128x128, 64x64 dan 32x32.
2. Ukuran filter konvolusi: 32, 64, dan 128.
3. Jumlah *hidden layer*: 1, 2 dan 3.
4. Jumlah neuron pada *hidden layer*: 32, 64 dan 128.
5. Bobot *dropout*: *no dropout* (0%), 20 % dan 50%
6. *Learning rate*: 0.01, 0.001, dan 0.0001.

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Pengujian Terhadap Ukuran Matriks Input

Tabel 1 Performa Model terhadap ukuran matriks input

Ukuran Matriks Input	Akurasi (%)	Loss Function
128x128	96	0.1031
64x64	97	0.1389
32x32	87	0.2767

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 1, performa ukuran masukan citra 128x128 dan 64x64 mempunyai perbedaan sangat sedikit dengan tingkat akurasi 0.96 dan 0.97, namun *Loss* pada ukuran matriks input 128x128 lebih kecil daripada matriks input berukuran 64x64.

### B. Pengujian Terhadap Ukuran Filter Konvolusi

Tabel 4.2. Performa Model terhadap ukuran filter konvolusi

Ukuran Filter Konvolusi	Akurasi (%)	Loss Function
128	96	0.1299
64	96	0.1031
32	94	0.1749

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 2, performa ukuran filter konvolusi 128 dan 64 mempunyai perbedaan sangat sedikit dengan tingkat akurasi sebesar 0.96, namun *Loss* pada ukuran filter konvolusi 64 lebih kecil daripada filter konvolusi berukuran 128.

### C. Pengujian Terhadap Jumlah Hidden Layer

Tabel 3. Performa Model terhadap jumlah *hidden layer*

Jumlah Hidden Layer	Akurasi (%)	Loss Function
3	99	0.0977
2	95	0.1582
1	95	0.1167

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3, pembangunan menggunakan 3 *hidden layer* mempunyai performa yang lebih signifikan daripada hanya 2 dan 1 *hidden layer* dengan tingkat akurasi sebesar 0.99 dan nilai *Loss Function* yang lebih kecil senilai 0.977.

### D. Pengujian Terhadap Jumlah Neuron pada Hidden Layer

Tabel 4. Performa Model terhadap jumlah neuron pada *hidden layer*

Jumlah Neuron pada Hidden Layer	Akurasi (%)	Loss Function
128	99	0.0977
64	91	0.24
32	88	0.2791

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.4, performa jumlah neuron pada *hidden layer* berjumlah 128 mempunyai performa yang lebih signifikan daripada neuron berjumlah 64 dan 32 pada setiap *hidden layer* dengan tingkat akurasi sebesar 0.99 dan nilai *Loss Function* yang lebih kecil senilai 0.977.

### E. Pengujian Terhadap Bobot Dropout

Tabel 5. Performa Model terhadap bobot dropout

Persentase Dropout	Akurasi (%)	Loss Function
0%	94	0.1746
20%	99	0.0977
50%	98	0.0903

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5, performa dengan variasi bobot *dropout* sebesar 50% dan 20% mempunyai perbedaan sangat sedikit dengan tingkat akurasi 0.98 dan 0.99, namun *Loss* pada variasi

bobot *dropout* 50% lebih kecil daripada variasi bobot *dropout* 20%.

#### F. Pengujian Terhadap Learning Rate Optimizer

Tabel 6. Performa Model terhadap nilai  $\alpha$  learning rate

<b>Learning Rate</b>	<b>Akurasi (%)</b>	<b>Loss Function</b>
0.0001	99	0.0977
0.001	91	0.1949
0.01	55	0.6899

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.6, performa  $\alpha$  learning rate bernilai 0.0001 mempunyai performa yang lebih signifikan daripada nilai  $\alpha$  0.01 dan 0.001 dengan tingkat akurasi sebesar 0.99 dan nilai *Loss Function* yang lebih kecil senilai 0.977.

#### V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan, terdapat beberapa hal yang bisa disimpulkan antara lain: parameter-parameter model terbaik yang di dapatkan pada penelitian ini adalah ukuran matriks input 124x124, ukuran filter konvolusi 64, jumlah *hidden layer* sebanyak 3, jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 128, bobot *dropout* 50%, dan nilai  $\alpha$  learning rate 0.0001.

Saran yang penulis berikan apabila penelitian ini akan dikembangkan kembali adalah meningkatkan ukuran dataset untuk mendapatkan performa model yang lebih tinggi.

#### REFERENCES

[1] F. Yudaningrum and I. Ikhwanudin, "Identifikasi Jenis Kerusakan Jalan (Studi Kasus Ruas Jalan Kedungmundu-Meteseh)," *Teknika*, vol. 12, no. 2, pp. 16–23, 2017, doi: 10.26623/teknika.v12i2.638.

[2] T. Dalby, "Colchester pensioner taken to hospital after pothole crash," *gazette-news.co.uk*, 2022. <https://www.gazette-news.co.uk/news/20273278.colchester-pensioner-taken-hospital-pothole-crash/> (accessed Aug. 05, 2022).

[3] Press Trust of India, "Motorcyclist Dies After Falling Into Pothole In Mumbai," *ndtv.com*, 2021. <https://www.ndtv.com/mumbai-news/motorcyclist-dies-after-falling-into-pothole-in-mumbai-2667807> (accessed Aug. 05, 2022).

[4] Firmansyah, "Usman Lumpuh karena Jatuh di Lubang Jalan, Polisi Periksa Pejabat PU Kota Bengkulu," *Kompas.com*, 2022. <https://regional.kompas.com/read/2022/04/26/152003478/usman-lumpuh-karena-jatuh-di-lubang-jalan-polisi-periksa-pejabat-pu-kota?page=all> (accessed Aug. 05, 2022).

[5] E. E. Budianto, "Potret Jalan Berlubang di

Mojokerto yang Telan Korban Jiwa," *detik.com*, 2022. <https://www.detik.com/jatim/berita/d-5933955/potret-jalan-berlubang-di-mojokerto-yang-telan-korban-jiwa> (accessed Aug. 05, 2022).

[6] P. P. Arhandi, M. Mentari, and F. Romadhon, "Kombinasi Metode Logical Binary Pattern dan K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Lubang pada Jalan Aspal," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 11, 2021, doi: 10.23887/janapati.v10i1.30999.

[7] R. Humas Jateng, "Laporkan Jalan Rusak Melalui Aplikasi Jalan Kita (Jaki)," *jatengprov.go.id*, 2022. <https://jatengprov.go.id/publik/laporkan-jalan-rusak-melalui-aplikasi-jalan-kita-jaki/> (accessed Aug. 05, 2022).

[8] PT. Qlue Performa Indonesia, "About Qlue Smart City," *qlue.co.id*. <https://www.qlue.co.id/> (accessed Aug. 05, 2022).

[9] A. Strange, "Finally, an APP to Report Potholes. BUCAPP - but it's Only in ITALY!," *visordown.com*, 2021. <https://www.visordown.com/news/general/finally-app-report-potholes-bucapp-it-s-only-italy> (accessed Aug. 05, 2022).

[10] S. K. Satti, S. D. K., P. Maddula, and N. V. V. Ravipati, "Unified approach for detecting traffic signs and potholes on Indian roads," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, no. xxxx, 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.12.006.

[11] O. A. Egaji, G. Evans, M. G. Griffiths, and G. Islas, "Real-time machine learning-based approach for pothole detection," *Expert Syst. Appl.*, vol. 184, p. 115562, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115562.

[12] Aparna, Y. Bhatia, R. Rai, V. Gupta, N. Aggarwal, and A. Akula, "Convolutional neural networks based potholes detection using thermal imaging," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 3, pp. 578–588, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.02.004.

[13] G. Srinidhi and R. D. SM, "Pothole Detection using CNN and AlexNet," *SSRN Electron. J.*, 2020, doi: 10.2139/ssrn.3648822.

[14] D. K. Dewangan and S. P. Sahu, "PotNet: Pothole detection for autonomous vehicle system using convolutional neural network," *Electron. Lett.*, vol. 57, no. 2, pp. 53–56, 2021, doi: 10.1049/el12.12063.

[15] Machine Intelligence Institute of Africa, "MIIA Pothole Image Classification Challenge," *zindi.africa*, 2019. <https://zindi.africa/competitions/miia-pothole-image-classification-challenge> (accessed Oct. 01, 2022).