Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9129 – 9133 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

KLASIFIKASI CITRA ASET BERBASIS CNN DAN METADATA EXIF UNTUK REKAP DATA LAPANGAN DI PT.XYZ

Wilhelmus Wanzerhasratman Gulo[1], Masdiana Sagala[2]
Universitas Katolik Santo Thomas Medan, Sumatera Utara
e-mail: [1]wilhelmus1w.gulo@gmail.com, [2]masdianasagala@gmail.com

Abstract: *This study aims to design and build an asset and non-asset photo classification system based on a Convolutional Neural Network (CNN), integrated with EXIF metadata extraction, to automate field data recapitulation at PT.XYZ using the Agile method. The underlying problem is that field photos are recorded one by one, which is time-consuming and error-prone, and not every photo in a survey folder is an asset photo. The dataset consists of 994 images divided into training, validation, and test data. Images are processed through a 3×3 median filter, resizing to 224×224 pixels, and normalization, then classified by a CNN model with three convolution blocks. Photos classified as assets have their timestamp and coordinates extracted into an Excel recap and a KML file. Testing on 150 test images yielded an accuracy of 96.67%, precision of 98.61%, recall of 94.67%, and F1-score of 96.60%, while on 75 field images the accuracy reached 78.67% with precision of 100% and recall of 77.14%. The CNN model can screen asset photos and automate field data recapitulation, although recall on field data still needs improvement.*

Keywords: *CNN; image classification; EXIF metadata; field data recapitulation; asset*

Abstrak: Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem klasifikasi foto aset dan non-aset berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terintegrasi dengan ekstraksi metadata EXIF untuk mengotomatisasi rekap data lapangan pada PT.XYZ dengan menggunakan metode Agile. Permasalahan yang melatarbelakangi adalah pencatatan foto lapangan yang dilakukan satu per satu sehingga memakan waktu dan rentan kesalahan, serta tidak semua foto dalam folder survei merupakan foto aset. Dataset terdiri atas 994 citra yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Citra diproses melalui median filter 3×3, resize 224×224 piksel, dan normalisasi, kemudian diklasifikasikan oleh model CNN tiga blok konvolusi. Foto yang terklasifikasi sebagai aset diekstraksi waktu dan koordinatnya menjadi rekap Excel dan berkas KML. Hasil pengujian pada 150 citra uji menunjukkan akurasi 96,67%, *precision* 98,61%, *recall* 94,67%, dan F1-score 96,60%, sedangkan pada 75 citra lapangan akurasi mencapai 78,67% dengan *precision* 100% dan *recall* 77,14%. Disimpulkan bahwa model CNN mampu menyaring foto aset dan mengotomatisasi rekap data lapangan, namun *recall* pada data lapangan masih perlu ditingkatkan.

Kata kunci: CNN; klasifikasi citra; metadata EXIF; rekap data lapangan; aset

PENDAHULUAN

PT.XYZ melaksanakan kegiatan pemeliharaan preventif (*preventive maintenance*) pada jaringan dan aset telekomunikasinya. Kegiatan tersebut menghasilkan dokumentasi berupa foto lapangan yang diambil petugas survei pada setiap lokasi aset. Dalam praktiknya, foto-foto tersebut direkap satu per satu untuk memperoleh informasi waktu pengambilan dan koordinat lokasi. Pencatatan manual semacam ini memerlukan waktu yang tidak sedikit dan rentan terhadap kesalahan.

Selain itu, folder hasil survei tidak hanya berisi foto aset, sehingga petugas juga harus memisahkan foto aset dari

foto lain sebelum data dapat direkap.

Convolutional Neural Network (CNN) telah banyak dilaporkan memberikan akurasi tinggi pada klasifikasi citra di berbagai domain (LeCun et al., 1998; Krizhevsky et al., 2012), termasuk citra satelit (Harahap & Kembaren, 2025). Meskipun demikian, tinjauan sistematis terhadap studi klasifikasi citra bokeh dan blur menunjukkan bahwa studi tersebut masih terkendala ukuran dataset yang terbatas, kebutuhan komputasi yang tinggi, serta sedikitnya perbandingan statistik antarmodel (Wijaya et al., 2025).

Dalam konteks foto dari perangkat seluler, Prastyo (2025) melaporkan bahwa akurasi MobileNetV1 pada uji langsung di perangkat turun dari 95,56% saat objek diamati di atas alas hitam dengan senter menjadi 71,11% saat diamati dengan cahaya ruangan. Temuan ini menunjukkan bahwa kondisi pengambilan gambar perlu diperhitungkan dalam evaluasi model.

Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun model CNN untuk mengklasifikasikan foto lapangan ke dalam kategori aset dan non-aset, mengintegrasikannya dengan ekstraksi metadata EXIF, serta menghasilkan rekap data berupa berkas Excel dan KML.

Kinerja model dievaluasi menggunakan data uji yang dipisahkan dari data latih dan data validasi, serta menggunakan data lapangan yang dikumpulkan secara terpisah dari dataset. Ruang lingkup penelitian dibatasi pada klasifikasi dua kelas, sehingga model tidak melakukan lokalisasi objek di dalam citra.

METODE

Penelitian ini dikembangkan dengan metode Agile sehingga tahap perancangan, implementasi, dan pengujian dilakukan secara iteratif. Bagian berikut menjelaskan data, pra-pemrosesan, arsitektur model, pelatihan, ekstraksi metadata, dan metrik evaluasi secara terurut agar penelitian dapat diulang.

Data dan pelabelan. Dataset terdiri atas 994 citra dengan 494 citra aset dan 500 citra non-aset. Foto diambil menggunakan beberapa telepon pintar yang berbeda pada periode April hingga September 2026. Label setiap citra ditentukan oleh folder kelas (aset atau non_aset), bukan anotasi objek. Setiap kelas dibagi dengan proporsi sekitar 70:15:15 untuk data latih, validasi, dan uji (Tabel 1).

Tabel 1 Distribusi dataset untuk setiap kelas

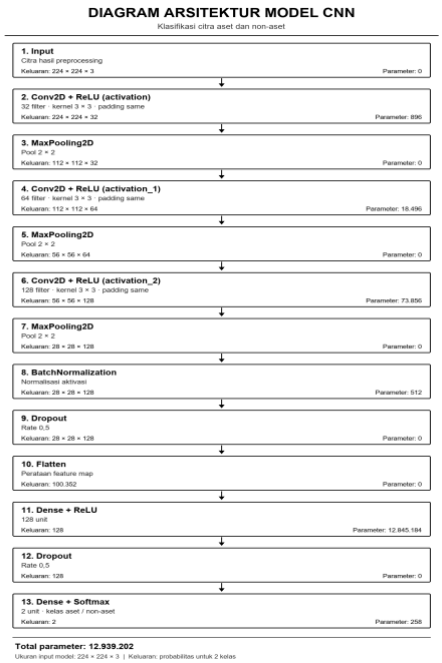
Kelas	Latih	Validasi	Uji	Total
Aset	345	74	75	494
Non-aset	350	75	75	500
Total	695	149	150	994

Pra-pemrosesan. Setiap citra melalui konversi ke ruang warna RGB, median filter berukuran 3×3 untuk mereduksi derau, *resize* menjadi 224×224 piksel dengan metode *nearest*, dan normalisasi nilai piksel dengan pembagian 255. Citra contoh berukuran 3264×2448 piksel sebelum dilakukan *resize*. Median filter merupakan filter nonlinier yang mengganti nilai piksel dengan nilai median dari lingkungannya sehingga efektif mengurangi derau bintik tanpa mengaburkan tepi secara berlebihan.

Arsitektur model. Model CNN terdiri atas tiga blok konvolusi dengan 32, 64, dan 128 filter. Setiap blok memuat lapisan konvolusi, aktivasi ReLU, dan *max pooling*. Setelah blok konvolusi, model menggunakan *batch normalization* (Ioffe & Szegedy, 2015) dan *dropout* dengan rasio 0,5 (Srivastava et al., 2014), dilanjutkan dengan lapisan *flatten*, lapisan terhubung penuh 128 neuron yang juga diikuti *dropout* 0,5, dan lapisan keluaran dua neuron dengan fungsi aktivasi *softmax*.

Model memiliki 12.939.202 parameter. Arsitektur ditunjukkan pada Gambar 2.

Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9129 – 9133 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR



Gambar 2 Arsitektur model CNN

Pelatihan. Model dilatih menggunakan algoritma Adam (Kingma & Ba, 2015) dengan konfigurasi pada Tabel 2. Data validasi digunakan untuk memantau proses pelatihan, sedangkan data uji hanya digunakan pada tahap evaluasi. Pelatihan dilakukan dengan Python 3.13.8 dan TensorFlow 2.20.0.

Tabel 2 Konfigurasi pelatihan model CNN

Parameter	Nilai
Optimizer	Adam
Learning rate	0,001
Batch size	32
Jumlah epoch	50
Seed	42
Fungsi galat (loss)	*Binary cross-entropy*
Ukuran masukan	224 × 224 × 3 piksel
Waktu pelatihan	4.709,76 detik

Ekstraksi metadata dan rekap. Citra yang diklasifikasikan sebagai aset diproses lebih lanjut untuk mengambil waktu pengambilan dan koordinat GPS dari metadata EXIF. EXIF merupakan standar yang dikembangkan oleh CIPA dan JEITA untuk mencatat informasi kamera dan pengambilan gambar di dalam berkas citra, termasuk waktu pengambilan (*DateTimeOriginal*) dan informasi lokasi melalui GPS Info IFD (CIPA & JEITA, 2016). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa informasi EXIF dapat dimanfaatkan untuk memeriksa keaslian citra karena memuat informasi perangkat lunak yang digunakan (Apriliani et al., 2020). Koordinat dalam format derajat-menit-detik dikonversi menjadi derajat desimal, kemudian hasilnya disusun ke dalam rekap Excel dan berkas KML.

Metrik evaluasi. Kinerja dihitung dari matriks konfusi dengan empat nilai, yaitu *true positive* (TP), *false negative* (FN), *false positive* (FP), dan *true negative* (TN). Kelas aset dianggap sebagai kelas positif. Metrik yang digunakan adalah sebagai berikut (Powers, 2011).

$$\text{Accuracy} = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}/(\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (4)$$

$$\text{Specificity} = TN / (TN + FP) \quad (5)$$

Pengujian lapangan dilakukan menggunakan 75 foto survei baru yang berada di luar pembagian dataset dan diberi label manual oleh peneliti.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian. Pada 150 citra uji, model mengklasifikasikan 71 citra aset dengan benar dan 4 citra aset sebagai non-aset (FN). Dari 75 citra non-aset, 74 citra dikenali dengan benar dan 1 citra salah sebagai aset (FP).

Pada data lapangan, 54 dari 70 citra aset dikenali dengan benar, 16 citra aset terlewat, dan seluruh 5 citra non-aset dikenali dengan benar. Matriks konfusi kedua pengujian disajikan pada Tabel 3 dan Gambar 4, sedangkan metrik evaluasinya disajikan pada Tabel 4.

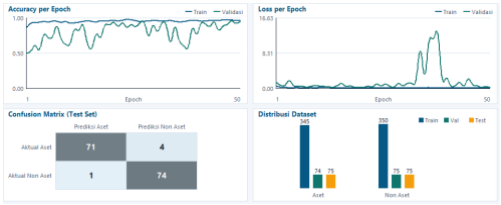
Journal of Science and Social Research ISSN 2615 – 4307 (Print)
Oct 2026, IX (5): 9129 – 9133 ISSN 2615 – 3262 (Online)
Available online at http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR

Tabel 3 Matriks konfusi pada data uji dan data lapangan

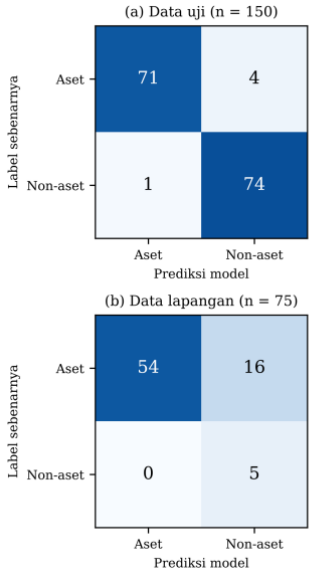
Data	TP	FN	FP	TN	Total
Uji (150)	71	4	1	74	150
Lapangan (75)	54	16	0	5	75

Tabel 4 Metrik evaluasi pada data uji dan data lapangan

Metrik	Data uji	Data lapangan
Accuracy	96,67%	78,67%
Precision	98,61%	100,00%
Recall	94,67%	77,14%
F1-score	96,60%	87,10%
Specificity	98,67%	100,00%



Gambar 3 Grafik akurasi pelatihan dan validasi per epoch



Gambar 4 Matriks konfusi pada (a) data uji dan (b) data lapangan

Pembahasan. Performa pada data uji menunjukkan bahwa model mampu memisahkan kedua kelas dengan baik pada distribusi yang sama dengan data latih. Namun, *recall* turun dari 94,67% pada data uji menjadi 77,14% pada data lapangan. Penurunan ini sejalan dengan temuan Prastyo (2025) bahwa kondisi pencahayaan memengaruhi akurasi model berbasis foto smartphone. Variasi sudut pengambilan dan perangkat kamera yang belum sepenuhnya terwakili di dataset juga diduga berkontribusi, sehingga data latih perlu diperluas dengan kondisi lapangan yang lebih beragam.

Dari sisi rekap data, kesalahan FN berdampak langsung karena aset yang tidak terklasifikasi sebagai aset tidak masuk ke rekap Excel maupun KML. Sebaliknya, tidak adanya kesalahan FP pada data lapangan berarti tidak ada foto non-aset yang masuk ke rekap sebagai aset. Dengan demikian, sistem berfungsi sebagai penyaring awal yang konservatif, dan foto yang tidak terklasifikasi sebagai aset tetap perlu diperiksa ulang secara manual. Jumlah citra non-aset pada data lapangan yang hanya 5 citra membatasi kekuatan kesimpulan mengenai *specificity*, sehingga hasil tersebut perlu diinterpretasikan sebagai indikasi awal.

Sebagai ilustrasi integrasi, pada salah satu pengujian implementasi, dari 14 citra yang diproses, 11 citra diklasifikasikan sebagai aset dengan tingkat kepercayaan 59,97% sampai 85,33%. Metadata waktu dan koordinat dari 11 citra tersebut berhasil diekstraksi dan disusun ke dalam rekap Excel serta berkas KML, sedangkan citra yang diklasifikasikan sebagai non-aset tidak dimasukkan ke dalam rekap. Contoh hasil ekspor ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Contoh hasil ekspor rekap Excel dan KML

SIMPULAN

Penelitian ini merancang dan membangun sistem klasifikasi foto aset dan non-aset berbasis CNN yang

terintegrasi dengan ekstraksi metadata EXIF untuk rekap data lapangan. Model CNN tiga blok konvolusi mencapai akurasi 96,67% pada 150 citra uji dan 78,67% pada 75 citra lapangan, dengan precision 100% pada data lapangan. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu menyaring foto aset dan mengotomatisasi pembentukan rekap data lapangan, meskipun recall pada kondisi lapangan masih lebih rendah dibanding data uji. Sistem ini berpotensi diterapkan pada proses rekap survei pemeliharaan preventif sebagai tahap penyaringan awal sebelum pemeriksaan manual.

DAFTAR PUSTAKA

Apriliani, A., Hijjayanti, K., & Suhairoh, S. (2020). Analisis keaslian citra dengan menggunakan EXIF metadata. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science), 5*(1), 84–88. https://doi.org/10.24114/cess.v5i1.15600

Camera & Imaging Products Association, & Japan Electronics and Information Technology Industries Association. (2016). *Exchangeable image file format for digital still cameras: Exif Version 2.31* (CIPA DC-008-2016; JEITA CP-3451D).

Harahap, L. S., & Kembaren, M. F. H. (2025). Klasifikasi objek menggunakan Convolutional Neural Network pada citra satelit. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 4*(2), 4663–4667. https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.1306

Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, PMLR 37, 448–456.

Kingma, D. P., & Ba, J. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations*. https://arxiv.org/abs/1412.6980

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems, 25*, 1097–1105.

LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE, 86*(11), 2278–2324. https://doi.org/10.1109/5.726791

Prastyo, A. E. (2025). *Penerapan MobileNetV1 untuk identifikasi otomatis varietas beras melalui gambar smartphone* [Skripsi, Universitas Mercu Buana]. https://repository.mercubuana.ac.id/96682

Powers, D. M. W. (2011). Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies, 2*(1), 37–63.

Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research, 15*(56), 1929–1958.

Wijaya, A. C., Mahbubi, A. B., Januarta, M. F., Syabila, T., & Zakaria, D. (2025). Analisis sistematis algoritma Convolutional Neural Network untuk klasifikasi gambar bokeh dan blur: Tinjauan literatur. *Jurnal JTIK, 9*(4). https://doi.org/10.35870/jtik.v9i4.3953