

KLASIFIKASI PENGGUNAAN METERAN AIR MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA PERUMDA AIR MINUM KOTA KUPANG BERBASIS CITRA DIGITAL

Joe Reyno Renaldy Sainyakit, Franki Yusuf Bisilisin

Teknik Informatika, STIKOM Uyelindo Kupang

Jl. Perintis Kemerdekaan I, Kayu Putih, Kota Kupang, Indonesia

reynojoe46@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai sektor, termasuk layanan penyediaan air bersih. Pada Perumda Air Minum Kota Kupang, pembacaan meteran air secara manual menghadapi berbagai tantangan, seperti kesalahan manusia, efisiensi waktu, dan keterbatasan sumber daya. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penggunaan meteran air berbasis teknologi OCR (*Optical Character Recognition*) dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data citra meteran air dari 100 rumah di dua kelurahan, proses pra-proses seperti *grayscale*, *thresholding*, dan *deskewing*, serta implementasi CNN dengan teknik *K-fold Cross Validation* untuk validasi model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan penggunaan meteran air dengan tingkat akurasi terbaik mencapai 95% dengan akurasi keseluruhan sebesar 91%. Sistem ini terbukti efektif dalam mengidentifikasi meteran air berdasarkan kelurahan dengan nilai sensitivitas mencapai 90% dan spesifitas 92%. Hasil dari penelitian ini akan berkontribusi pada efisiensi operasional dan akurasi data konsumsi pelanggan, serta menjadi referensi bagi pengembangan teknologi serupa di sektor lain.

Kata kunci : Citra Digital, CNN, Meteran Air, OCR, Pemrosesan Gambar.

1. PENDAHULUAN

PDAM merupakan suatu badan usaha yang menyediakan pelayanan air bersih kepada masyarakat. Di setiap rumah pelanggan PDAM terpasang meteran air yang berfungsi sebagai pengukur volume dan debit air [1].

Perusahaan Umum Daerah (PERUMDA) Air Minum Kota Kupang merupakan Badan Usaha Milik Daerah (BUMD) yang bertugas mengelola dan mendistribusikan air bersih kepada masyarakat Kota Kupang. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik tahun 2023, Perumda Air Minum Kota Kupang telah menyalurkan air pada penduduk kota Kupang sebanyak 41.958 pelanggan per 2022 [2].

Sistem pencatatan meteran air yang masih dilakukan secara manual oleh petugas lapangan menimbulkan berbagai permasalahan seperti kesalahan pembacaan angka meteran, keterlambatan pencatatan akibat medan yang sulit, dan meteran air yang berada dalam pagar rumah pelanggan. Perkembangan teknologi *computer vision* telah membuka peluang baru dalam otomatisasi berbagai proses yang sebelumnya dilakukan secara manual. Salah satu implementasi penting adalah dalam pembacaan dan klasifikasi meteran air menggunakan teknologi *optical character recognition* (OCR) dan *convolutional neural network* (CNN) [3].

OCR merupakan transformasi mekanis atau elektronik dari gambar tertulis atau teks cetak, teks tulisan tangan menjadi teks yang disandikan mesin [4].

CNN sendiri menggunakan operasi konvolusi dengan setidaknya satu layer konvolusi dalam arsitekturnya [5].

Keunggulan CNN dalam klasifikasi citra terletak pada kemampuannya untuk mengekstraksi fitur yang kompleks secara otomatis melalui lapisan konvolusional, penyatuan (*pooling*), aktivasi nonlinier, dan lapisan *fully connected* [6].

Berdasarkan permasalahan pembacaan meteran air secara manual dan kesalahan pembacaan angka meteran air, penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan penggunaan meteran air menggunakan metode CNN di PERUMDA Air Minum Kota Kupang.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Sanjaya dan Sugiarto melakukan penelitian dengan judul Sistem Pemantauan Meteran Air Berbasis *Optical Character Recognition*. Penelitian ini mengembangkan sistem pemantauan meteran air berbasis OCR menggunakan metode *Deep Learning* CNN. Hasil penelitian mendapat tingkat akurasi pembacaan meter sebesar 100% untuk pembacaan 4 digit awal meter [7].

Utomo melakukan penelitian berjudul Pengenalan Karakter Optis untuk Pencatatan Meter Air dengan *Long Short Term Memory Recurrent Neural Network*. Hasil akurasi pembacaan keseluruhan adalah 86%, dengan akurasi pembacaan angka tunggal mencapai 97%, namun akurasi angka ganda hanya 18% [8].

Herdianto dan Nasution melakukan penelitian berjudul Implementasi Metode CNN Untuk Klasifikasi Objek. Penelitian ini bertujuan mengetahui tingkat akurasi dari metode CNN dalam melakukan klasifikasi objek, dengan hasil tingkat akurasi mencapai 98% [9].

2.2. Convolutional Neural Network

CNN merupakan salah satu bagian dari artificial neural network yang pada umumnya digunakan untuk melakukan identifikasi suatu objek ataupun melakukan klasifikasi dari sebuah citra gambar. Pada proses ekstraksi dalam CNN terdiri dari beberapa *hidden layer* yaitu *convolutional layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer* [10].

2.2.1. Convolutional Layer

Convolutional layer merupakan lapisan paling awal pada CNN. Parameter dari convolutional layer didapat dari filter yang dimasukkan pada operasi convolutional, sehingga dari data masukan tersebut selanjutnya *convolutional layer* akan membuat sebuah citra fitur berbeda [11]. Persamaan untuk menghitung hasil *convolutional layer*:

$$n_{(w,h)} = \left(\frac{n_{in} + 2p - k}{s} \right) + 1 \quad (1)$$

2.2.2. Pooling Layer

Pooling layer digunakan untuk memperkecil ukuran piksel yang berada di *convolutional layer* sebelumnya untuk membuat *image feature* yang lebih kecil. Persamaan untuk menghitung *width* pada *pooling layer*:

$$w_n = \frac{(w_{n-1} - f)}{s} + 1 \quad (2)$$

2.2.3. Fully Connected Layer

Fully connected layer merupakan neural network yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Fully connected layer* digunakan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear [11].

2.3. K-Fold Cross Validation

K-fold cross validation digunakan untuk mengestimasi kesalahan prediksi dalam mengevaluasi kinerja model. Tujuannya adalah untuk mengukur kemampuan model tersebut dalam menggeneralisasi ke data baru yang tidak terlihat sebelumnya dengan membagi dataset menjadi K subset atau lipatan [12].

2.4. Confusion Matrix

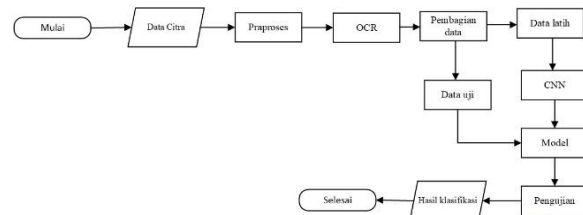
Confusion matrix merupakan suatu model yang digunakan untuk menampilkan hasil dari pengklasifikasian dengan mudah [13].

Parameter akurasi digunakan untuk menampilkan seberapa besarnya keakuratan data yang dihasilkan dengan menggunakan model algoritma yang diujikan. Persamaan untuk menghitung akurasi:

$$\text{Akurasi} = \left(\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \right) \times 100\% \quad (3)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart penelitian

Gambar 1 menampilkan alur penelitian secara keseluruhan. Flowchart menunjukkan tahapan-tahapan sistematis yang dilakukan dalam penelitian, dimulai dari pengumpulan data, kemudian praproses citra, OCR, pembagian data, pemodelan CNN, hingga tahap pengujian. Alur yang disajikan memberikan gambaran ringkas tentang metodologi penelitian yang diterapkan.

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 100 citra meteran air dari rumah-rumah di Kelurahan Manulai II dan TDM Kota Kupang. Setiap citra menghasilkan 3 data sehingga jumlah data menjadi 300 data citra.

3.2. Praproses Citra

Tahapan praproses citra meliputi:

- Grayscale conversion* mengonversi citra RGB menjadi grayscale untuk mengurangi kompleksitas
- Binarization (Thresholding)* memisahkan angka dari latar belakang dengan mengonversi gambar grayscale menjadi binary image
- Noise Removal* menghilangkan gangguan kecil yang dapat mengganggu pembacaan angka
- Deskewing* memperbaiki kemiringan gambar sehingga angka sejajar secara horizontal
- Cropping* memfokuskan area gambar hanya pada angka meteran
- Resizing* menstandarkan ukuran gambar menjadi 150×150 piksel.



Gambar 2. Praproses citra

Gambar 2 memvisualisasikan hasil dari proses praproses citra meteran air. Gambar menunjukkan transformasi citra melalui berbagai tahapan pengolahan untuk meningkatkan kualitas citra dan memudahkan ekstraksi fitur penting. Praproses ini penting untuk memastikan model CNN dapat mengenali pola dengan lebih akurat.

3.3. OCR

Proses OCR meliputi:

- Prapemrosesan Gambar
- Segmentasi Karakter
- Pengenalan Karakter
- Pasca-pemrosesan dan Output



Gambar 3. Proses ocr

Gambar 3 menunjukkan tahapan Optical Character Recognition yang diterapkan pada sistem. Proses ini mengilustrasikan bagaimana sistem mengkonversi angka pada meteran air dari bentuk visual menjadi data teks yang dapat diolah lebih lanjut. Proses OCR ini mencakup prapemrosesan gambar, segmentasi karakter, pengenalan karakter, dan pasca-pemrosesan.

3.4. Pembagian Data

Pada proses pembagian data menggunakan *k-fold cross-validation* dengan nilai $k=5$. Dataset dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

3.5. Model CNN

Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari:

- Convolutional Layer 1 - filter: 32, kernel: 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 1 - pool size: 2x2
- Convolutional Layer 2 - filter: 64, kernel: 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 2 - pool size: 2x2
- Convolutional Layer 3 - filter: 64, kernel: 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 3 - pool size: 2x2
- Convolutional Layer 4 - filter: 128, kernel: 3x3, stride: 1, aktivasi: ReLU
- Max Pooling Layer 4 - pool size: 2x2
- Flatten Layer
- Fully Connected Layer - 512 neuron, aktivasi: ReLU
- Dropout Layer - rate: 0.5
- Output Layer - aktivasi: Softmax

Model dilatih dengan *batch size* 60 dan *epoch* 50, menggunakan *optimizer Adam*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Praproses Citra

Hasil praproses citra menunjukkan transformasi gambar dari RGB menjadi *grayscale*, dilanjutkan dengan *thresholding*, *denoising*, *deskewing*, *cropping*, dan *resizing*.



Gambar 4. Hasil praproses citra

4.2. Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan model menggunakan *k-fold cross-validation* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil pelatihan model

Fold	Epoch	Batch_size	Mnl_acc	Tdm_acc	Loss
1	50	60	0.8511	0.7557	0.0661
2	50	60	0.9019	0.7423	0.0739
3	50	60	0.9514	0.6959	0.1957
4	50	60	0.9629	0.7808	0.1597
5	50	60	0.8550	0.7257	0.0959

Tabel 1 menyajikan hasil pelatihan model menggunakan metode K-fold cross-validation. Data dibagi menjadi 5 fold, dengan setiap baris menunjukkan performa pada fold yang berbeda. Kolom-kolom pada tabel mencakup:

- Fold: menunjukkan iterasi K-fold (1-5)
- Epoch: jumlah epoch yang digunakan dalam pelatihan (50)
- Batch_size: ukuran batch yang digunakan dalam pelatihan (60)
- Mnl_acc: akurasi klasifikasi untuk data Kelurahan Manulai II
- Tdm_acc: akurasi klasifikasi untuk data Kelurahan TDM
- Loss: nilai kerugian (loss) selama proses pelatihan

Dari tabel ini terlihat bahwa performa model bervariasi antar fold, dengan akurasi Manulai berkisar antara 85,11% hingga 96,29%, dan akurasi TDM berkisar antara 69,59% hingga 78,08%.

4.3. Hasil Pengujian Model

Pengujian model menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, sensitivitas, dan spesifitas pada setiap fold. Salah satu contoh *confusion matrix* untuk fold 1 ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Confusion matrix kelurahan fold 1

		Predicted	
		TDM	Manulai
Actual	TDM	10	0
	Manulai	1	9

Hasil perhitungan:

- Akurasi: 95%
- Sensitivitas: 100%
- Spesifisitas: 90%

Dari hasil pengujian keseluruhan, diperoleh:

- Akurasi keseluruhan: 91%
- Akurasi tertinggi pada fold 1: 95%
- Rata-rata sensitivitas: 90%
- Rata-rata spesifitas: 92%

Tabel 2 menampilkan confusion matrix untuk hasil klasifikasi pada fold pertama. Matrix ini menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan sampel dari Kelurahan TDM dan Manulai II. Berdasarkan tabel:

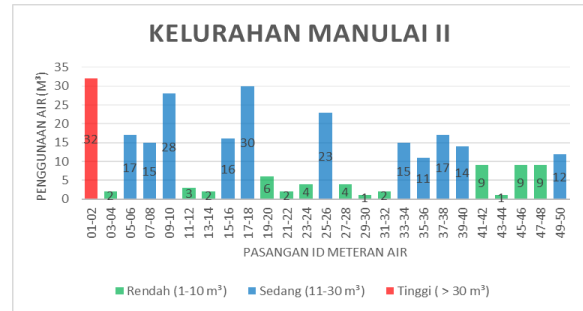
- True Positive (TDM yang diklasifikasikan sebagai TDM): 10 sampel
- False Negative (TDM yang diklasifikasikan sebagai Manulai): 0 sampel
- False Positive (Manulai yang diklasifikasikan sebagai TDM): 1 sampel
- True Negative (Manulai yang diklasifikasikan sebagai Manulai): 9 sampel

Dari confusion matrix ini dihitung nilai akurasi sebesar 95%, sensitivitas 100%, dan spesifitas 90%, menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik pada fold pertama.

Hasil pengujian keseluruhan dari jurnal menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan penggunaan meteran air dengan akurasi keseluruhan sebesar 91%, dengan akurasi tertinggi pada fold 1 sebesar 95%. Model juga menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi meteran air berdasarkan kelurahan dengan nilai sensitivitas mencapai 90% dan spesifisitas 92%.

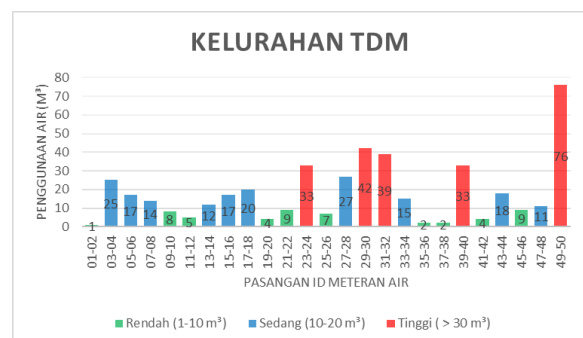
4.4. Analisis Hasil Klasifikasi

Model berhasil mengklasifikasikan penggunaan meteran air berdasarkan kelurahan dengan baik. Sistem mampu mengidentifikasi meteran air di Kelurahan TDM dengan tingkat sensitivitas 90% dan Kelurahan Manulai II dengan tingkat spesifitas 92%.



Gambar 5. Hasil klasifikasi kelurahan manulai II

Gambar 5 menampilkan hasil klasifikasi untuk data dari Kelurahan Manulai II. Visualisasi ini menunjukkan bagaimana sistem mengidentifikasi dan mengklasifikasikan meteran air dari kelurahan tersebut berdasarkan citra yang dianalisis.



Gambar 6. Hasil klasifikasi kelurahan tdm

Gambar 6 menampilkan hasil klasifikasi untuk data dari Kelurahan TDM. Visualisasi ini memberikan gambaran tentang kinerja model dalam mengidentifikasi meteran air dari kelurahan tersebut, melengkapi gambaran keseluruhan tentang kemampuan klasifikasi sistem.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari penelitian ini, sistem berhasil melakukan Klasifikasi penggunaan air menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada PERUMDA Air Minum Kota Kupang berbasis citra digital. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi penggunaan air, dengan akurasi terbaik 95% pada *fold* ke-1 dan akurasi keseluruhan sebesar 91%. Saran dari penelitian ini, memperluas penelitian ke lebih banyak kelurahan dan sampel data untuk meningkatkan performa model CNN. Mengembangkan antarmuka pengguna untuk sistem klasifikasi penggunaan air.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Adam Ramadhan and N. Nila Fazila, "Sistem Kontrol dan Monitoring Meteran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Berbasis IoT," Doctoral dissertation, Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung, 2021.

- [2] Badan Pusat Statistik Kota Kupang, "Kota Kupang dalam angka 2023," 2023.
- [3] Q. Sun, M. Li, and T. Zhang, "Deep Learning-Based Automatic Water Meter Reading in Real World Scenarios," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1-12, 2021.
- [4] A. A. Alkaddo and D. Albaqal, "Implementation of OCR using Convolutional Neural Network (CNN): A Survey," *Journal of Education and Science*, vol. 31, no. 3, pp. 27-41, 2022.
- [5] L. Chen, S. Li, Q. Bai, J. Yang, S. Jiang, and Y. Miao, "Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 22, p. 4712, 2021.
- [6] L. A. Andika, H. Pratiwi, and S. S. Handajani, "Klasifikasi penyakit pneumonia menggunakan metode convolutional neural network dengan optimasi adaptive momentum," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 3, no. 3, pp. 331-340, 2019.
- [7] I. Sanjaya and I. Sugiarto, "Sistem Pemantauan Meteran Air Berbasis Optical Character Recognition," *Jurnal Teknik Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 73-78, 2022.
- [8] V. Utomo, A. P. R. Pinem, and B. V. Christoko, "Pengenal karakter optis untuk pencatatan meter air dengan long short term memory recurrent neural network," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 132-138, 2021.
- [9] H. Herdianto and D. Nasution, "Implementasi Metode CNN Untuk Klasifikasi Objek," *Methomika: Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi*, vol. 7, no. 1, pp. 54-60, 2023.
- [10] R. Kadri et al., "Convolutional Neural Network," *International Journal of Scientific & Engineering Research*, vol. 10, no. 2, pp. 19-29, 2019.
- [11] A. Santoso et al., "Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Tomat," *INFORM: Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 3, no. 1, pp. 13-18, 2018.
- [12] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 4, no. 1, pp. 45-51, 2020.
- [13] A. Azhari et al., "Confusion Matrix Klasifikasi Pengenalan Wajah dengan Eigenface pada Variasi Jarak dan Kemiringan Wajah," *SISFOTENIKA*, vol. 11, no. 1, pp. 23-34, 2021.