

# Klasifikasi Gambar Catat Meter Menggunakan Convolutional Neural Network

Tias Novika Haryanti<sup>1</sup>, Harni Kusniyati<sup>2</sup>

<sup>1-3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercubuana, Jakarta  
Jl. Meruya Selatan No.1, Kembangan, Jakarta Barat, Indonesia  
e-mail: [41518310010@student.mercubuana.ac.id](mailto:41518310010@student.mercubuana.ac.id), [harni.kusniyati@mercubuana.ac.id](mailto:harni.kusniyati@mercubuana.ac.id)<sup>1</sup>

## ABSTRAK

Listrik merupakan kebutuhan pokok manusia dalam menjalankan setiap kegiatan, yang pemakaiannya dapat diukur menggunakan KWH Meter. Di Indonesia pelanggan listrik dibagi menjadi dua yaitu Prabayar dan Pascabayar. Pelanggan listrik pascabayar memerlukan pencatatan angka yang tertulis pada KWH meter untuk mengetahui rupiah tagihan listrik yang harus dibayarkan. Dalam pelaksanaan pencatatan angka tersebut, tidak jarang ditemukan kendala seperti pagar rumah pelanggan yang terkunci sehingga petugas tidak berhasil memotret angka stan meter. Oleh karena itu PLN rutin melakukan validasi atas keseluruhan data pencatatan meter. Penelitian ini bertujuan untuk memvalidasi data catat meter yang berupa gambar dan diklasifikasikan kedalam tiga kelas menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur Resnet34. Pada penelitian ini mendapat hasil tingkat akurasi tertinggi sebesar 97.50%.

**Kata Kunci:** Listrik, KWH, Klasifikasi, CNN, Resnet34.

## I. PENDAHULUAN

Pelanggan listrik di Indonesia terbagi menjadi dua jenis, yaitu pelanggan listrik pascabayar dan pelanggan listrik prabayar. Berbeda dengan layanan prabayar dimana pelanggan dapat mengatur sendiri pemakaian listrik bulanan melalui pembelian token, pelanggan listrik pascabayar memerlukan pencatatan angka stand kWH meter tiap bulan atau biasa disebut dengan catat meter, untuk mengetahui rupiah tagihan listrik bulanan. Dalam hal ini PLN memiliki petugas khusus untuk pencatatan meter pelanggan. Pencatatan meter pelanggan dilakukan setiap tanggal 25 hingga akhir bulan dan tagihan pemakaian listrik prabayar terbit pada tanggal 1 bulan berikutnya. Petugas lapangan tidak jarang menemukan kendala dalam melakukan tugasnya, diantaranya adalah rumah kosong, letak kWH meter terpusat (kWH meter tidak berada di persil rumah pelanggan, biasanya di buat terpusat pada daerah yang rawan banjir) atau device yang digunakan petugas kurang memadai. Berbagai kendala tersebut berdampak besar terhadap keakuratan pembacaan meter dan tagihan listrik yang akan diterbitkan.

Di PT PLN (Persero) UP3 Kramat Jati pegawai muda rutin diberi tugas tambahan untuk memvalidasi akurasi hasil baca meter petugas lapangan, hal ini bertujuan untuk evaluasi kinerja petugas dan meningkatkan kepuasan pelanggan listrik pascabayar dalam hal keselarasan antara penggunaan energi listrik dengan tagihannya. Namun proses validasi tersebut masih dilakukan secara manual dan jumlah data yang divalidasi cukup banyak, sehingga seringkali pekerjaan validasi hasil catat meter ini dianggap mengganggu pekerjaan pokok para pegawai muda.

Convolutional Neural Network merupakan salah satu algoritma Deep Learning yang dapat menerima

masukan berupa gambar, menentukan aspek atau obyek apa saja dalam sebuah gambar yang nantinya dapat digunakan mesin untuk “belajar” mengenali gambar tersebut, selain itu CNN juga dapat membedakan antara satu gambar dengan yang lainnya [1]. CNN dapat dilatih untuk memahami detail sebuah gambar dengan lebih baik, dengan begitu CNN dapat mengidentifikasi ketergantungan atau keterikatan yang berkaitan dengan ruang dan waktu dalam sebuah gambar setelah diberikan filter yang sesuai

Dengan diterapkannya algoritma CNN dalam proses validasi hasil pembacaan meter, diharapkan dapat mempercepat dan mempermudah pekerjaan validasi yang tadinya membutuhkan banyak waktu dan usaha untuk menyelesaikannya.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data kualitatif yang berasal dari gambar hasil pencatatan meter oleh petugas lapangan. Tahapan penelitian akan dilakukan dengan langkah sebagai berikut.

### 1. Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini bersumber dari aplikasi bernama ACMT (Aplikasi Catat Meter Terpadu) milik PT PLN (Persero) dimana pengambilan data telah mendapat persetujuan resmi dari pejabat berwenang. Data yang diperoleh sebanyak 1.000 gambar dengan rincian 344 foto kwh jelas, 333 foto kwh buram dan 333 bukan foto kwh. Berikut merupakan dataset yang akan digunakan dalam penelitian.



(a) (b) (c)  
 Gambar 1. Gambar Foto KWH a)Jelas b)Buram c)Bukan

penggunaannya tidak memerlukan konfigurasi khusus untuk mengatur layer di dalamnya.[4]

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Dataset

Dari total 1.000 data gambar hasil catat meter akan dilakukan split data menjadi 2 bagian, yaitu data train dan data test dengan presentasi 80:20 seperti pada table berikut.

Tabel 1. Presentase Dataset

Kategori	Jumlah	Data	Persen	Data	Persen
KWH	Data	Train	%	Test	%
Jelas	334	268	80	66	20
Buram	333	266	80	67	20
Bukan	333	266	80	67	20

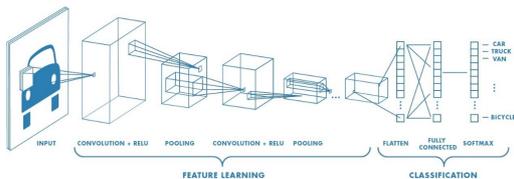
#### 2. Pemrosesan Data Awal

Setelah gambar KWH terkumpul maka terlebih dahulu dilakukan tahap preprocessing dengan melakukan cropping. Kemudian dilakukan proses augmentasi agar menghasilkan citra yang lebih baik saat proses pengklasifikasian dan untuk mencegah terjadinya overfitting pada sistem.

#### 3. Convolutional Neural Network

Algoritma Convolutional Neural Network adalah bentuk pengembangan dari perceptron multilayer yang didesain khusus untuk identifikasi informasi gambar dua dimensi atau salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang biasa digunakan untuk mengolah data gambar [2]

CNN memiliki banyak neuron dan setiap neuron dapat menerima beberapa input, melakukan operasi komputasi, menghasilkan output dan terhubung ke neuron lainnya.



Gambar 2. Arsitektur CNN

Dari gambar diatas dapat kita ketahui bahwa CNN mempunyai dua bagian yaitu Feature Learning dan Classification. Pada proses ekstraksi di CNN terdiri dari sejumlah hidden layer, yaitu convolution layer, activation function (ReLU), dan pooling. Sementara pada proses klasifikasi terdiri dari flatten, fully connected layer dan softmax

#### 4. Residual Network

Pada penelitian ini akan diimplementasikan Algoritma CNN dengan arsitektur Residual Network atau yang biasa disebut ResNet yang dibuat oleh Kaiming He et al dan menjadi pemenang dalam kompetisi ILSVRC pada tahun 2015. ResNet ini memiliki berbagai macam jenis arsitektur, mulai dari 18, 34, 50, 101, sampai 152 layer. [3]

Arsitektur ResNet34 merupakan model yang telah terlatih sebelumnya sehingga dalam

#### B. Pre-processing

Melakukan cropping data gambar menjadi ukuran 224 x 224 piksel sesuai dengan ukuran input citra pada model ResNet kemudian dilakukan augmentasi data. Augmentasi merupakan teknik yang digunakan untuk menambah jumlah data dengan menyalin data asli dan memodifikasinya.

Proses Augmentasi dilakukan menggunakan PyTorch torchvision dengan perintah sebagai berikut.

- Transformasi RandomRotation
- Transformasi RandomResizedCrop
- Transformasi RandomHorizontalFlip
- Transformasi RandomVerticalFlip
- Transformasi ColorJitter(Brightness)



Gambar 3. Hasil transformasi data

#### C. Performa Metode CNN Arsitektur ResNet34

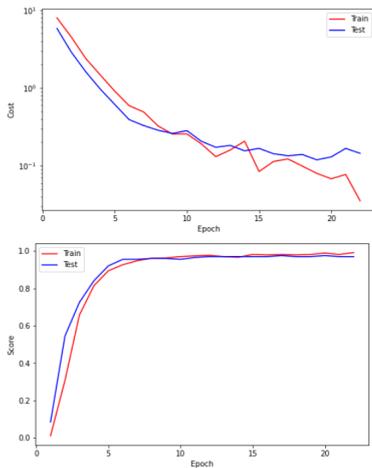
Pelatihan dataset menggunakan Resnet34, dengan epoch sebanyak 22 kali mendapat hasil Score terbaik sebesar 0.9750 dengan total loss 0.0353.

```
Epoch 21
Train_cost = 0.0774 | Test_cost = 0.1686 | Train_score = 0.9825 | Test_score = 0.9700 |
==> EarlyStop patience = 4 | Best test_score: 0.9750
Train: 100% ██████████ 25/25 [00:11<00:00, 3.17k/s]
Test: 100% ██████████ 7/7 [00:02<00:00, 3.91k/s]

Epoch 22
Train_cost = 0.0353 | Test_cost = 0.1445 | Train_score = 0.9912 | Test_score = 0.9700 |
==> EarlyStop patience = 5 | Best test_score: 0.9750
==> Execute Early Stopping at epoch: 22 | Best test_score: 0.9750
==> Best model is saved at model
```

Gambar 4. Proses Pelatihan

Dari hasil pelatihan, Model pelatihan terbaik akan di simpan dan nantinya akan di uji kembali. Data pada proses training akan di visualisasikan kedalam bentuk grafik line dan dirangkum dalam bentuk table



Gambar 5. Grafik Training Cost dan Score

Pada visualisasi grafik dapat dilihat bahwa total loss yang di dapatkan di awal training sangat besar, namun seiring dengan banyaknya epoch yang dilakukan, membuat loss mengecil dan meningkatkan akurasi data.

Tabel 2. Hasil Cost dan Score Data Train dan Test

EPOCH	COST		SCORE	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
1	79.149	57.953	0.0112	0.0850
2	44.757	28.648	0.3075	0.5450
3	23.769	16.055	0.6575	0.7250
4	14.644	0.9651	0.8137	0.8400
5	0.9099	0.6139	0.8938	0.9200
6	0.5913	0.3916	0.9263	0.9550
7	0.4916	0.3289	0.9475	0.9550
8	0.3254	0.2864	0.9613	0.9600
9	0.2556	0.2604	0.9625	0.9600
10	0.2569	0.2830	0.9700	0.9550
11	0.1915	0.2067	0.9738	0.9650
12	0.1311	0.1729	0.9762	0.9700
13	0.1596	0.1828	0.9700	0.9700
14	0.2071	0.1558	0.9663	0.9700
15	0.0845	0.1674	0.9812	0.9700
16	0.1136	0.1429	0.9788	0.9700
17	0.1227	0.1345	0.9812	0.9750
18	0.0991	0.1395	0.9788	0.9700
19	0.0800	0.1194	0.9812	0.9700
20	0.0681	0.1301	0.9888	0.9750
21	0.0775	0.1673	0.9812	0.9700
22	0.0355	0.1449	0.9912	0.9700

Berdasarkan tabel 2 Score terbaik 97,5% terdapat pada epoch 17 dengan total loss sebesar 12%. Sementara pada epoch ke 22 total loss turun menjadi 0,3% dengan score 97%.

D. Pengujian

Setelah mendapatkan model terbaik pada proses pelatihan, selanjutnya dilakukan sanity check atau pengujian untuk mengetahui seberapa baik model tersebut dapat diterapkan. Dalam tahap ini hasil pengujian akan di visualisasikan dengan gambar dari data test yang sudah di beri label.



Gambar 6. Hasil Pengujian Data

L merupakan label dan P merupakan prediksi. Gambar yang diprediksi salah diberi warna merah dan gambar yang diprediksi benar diberi warna hijau. Dari gambar 6 terdapat satu gambar dengan keterangan berwarna merah yaitu gambar dengan label jelas di prediksi dengan buram, yang artinya prediksi untuk data tersebut tidak tepat.

E. Analisa Hasil

Pengklasifikasian data gambar catat meter menggunakan perbandingan data train dan data test sebesar 80:20 memerlukan waktu selama 9 menit 27 detik dan menghasilkan akurasi sebesar 97%. Selanjutnya dilakukan tahap evaluasi menggunakan confusion matrix, untuk melihat seberapa baik kinerja algoritma CNN dengan arsitektur Resnet34 ini dalam mengklasifikasikan data pencatatan KWH meter.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.98	0.97	0.98	67
1	0.96	0.97	0.96	67
2	0.98	0.98	0.98	66
accuracy			0.97	200
macro avg	0.98	0.98	0.98	200
weighted avg	0.98	0.97	0.98	200

Gambar 7. Evaluasi akurasi data

0 merupakan label untuk kategori “bukan” foto kwh, 1 untuk foto kwh “buram” dan 2 untuk foto kwh “jelas”. Pada gambar 7 dapat diketahui bahwa dari total 67 gambar kategori “bukan” didapat f1 score 98%. Untuk kategori “buram” dengan 67 gambar medapat f1 score paling rendah yaitu 96%. Sementara kategori “jelas” dengan total data test 66 gambar mendapat f1 score 98% sehingga dapat disimpulkan bahwa akurasi data train adalah 97% dari total 200 data, dengan rata-rata makro dan weight 98%.

		Test		
		bukan	buram	jelas
Actual	bukan	65	2	0
	buram	1	65	1
	jelas	0	1	65
		Prediction		
		bukan	buram	jelas

Pada Confusion Matrix dijabarkan dengan detail akurasi data yang telah di prediksi. Pada baris pertama kategori “bukan” dari 67 data gambar sebanyak 65 gambar diprediksi dengan benar, 2 gambar diprediksi salah dengan kategori “buram”, dan 0 data salah dengan kategori “jelas”.

Pada baris kedua kategori “buram” dengan total data 67 gambar, terdapat 65 gambar yang diprediksi dengan benar, 1 gambar di prediksi salah dengan kategori “bukan” dan 1 data salah dengan kategori “jelas”.

Pada baris ketiga kategori “jelas” dengan total gambar 66, sebanyak 65 gambar diprediksi dengan benar, 0 data salah dengan kategori “bukan” dan 1 data salah dengan kategori “buram.”

#### IV. KESIMPULAN

Convolutional Neural Network merupakan algoritma yang sering digunakan untuk pengolahan data gambar. Pada penelitian tools yang digunakan adalah Google Colab dengan library Pytorch dan Google Drive sebagai media penyimpanan ResNet34 sebagai arsitekturnya. Dari total 1.000 dataset KWH yang terbagi dalam 3 kategori, dilakukan split data dengan perbandingan sebesar 80:20.

Sebelum melakukan Training, terlebih dahulu dilakukan Pre-Training menggunakan Optimasi AdamW. Hal ini dilakukan agar model yang terbentuk nantinya dapat bekerja secara optimal. Hasil yang di dapat dari pelatihan data adalah Akurasi sebesar 97% dengan total loss 0,3% dan f1 score 98%. Dari 200 data latih, sebanyak 195 data dapat diprediksi dengan benar, sesuai dengan kategorinya.

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa metode Residual Network (ResNet34) dapat melakukan klasifikasi gambar catat meter dengan baik dalam waktu yang cukup singkat, sehingga dapat diterapkan dalam pekerjaan validasi catat meter oleh pegawai.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur Penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala nikmat dan berkah-Nya yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan

Penelitian ini. Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan yang telah diberikan, penulis tidak dapat menyelesaikan Penelitian dengan baik. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

Ibu Harni Kusniyati, M.Kom selaku Dosen Pembimbing yang telah membimbing penulis sampai terselesaikan nya Penelitian ini.

Keluarga yang memberikan dukungan, kasih sayang, do'a, yang senantiasa mengiringi setiap perjalanan penulis.

Teman – teman yang turut membantu sedikit demi sedikit dan kata demi kata sehingga terselesaikan nya Penelitian ini.

Semoga Tuhan senantiasa memberikan balasan yang berlipat ganda kepada semuanya. Aamiin.

#### REFERENSI

- [1] A. Santoso and G. Ariyanto, “Implementasi Deep Learning berbasis Keras untuk Pengenalan Wajah,” *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 18, no. 1, pp. 15–21, 2018, doi: 10.23917/emitor.v18i01.6235.
- [2] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>.
- [3] L. H. Ganda and H. Bunyamin, “Penggunaan Augmentasi Data pada Klasifikasi Jenis Kanker Payudara dengan Model Resnet-34,” *J. Strateg.*, vol. 3, no. 1, pp. 187–193, 2021.
- [4] A. Ridhovan and A. Suharso, “Penerapan Metode Residual Network (Resnet) Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Gandum,” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.,* vol. 7, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2410.