

Pengenalan Tanggal Kedaluwarsa pada Kemasan Produk dengan Metode Convolutional Neural Network

Cordellya Agatha¹, Lina*²

^{1,2}Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara,

Jalan Letjen S. Parman No. 1 RT.3/RW.8 Grogol Petamburan, Jakarta Barat, 11440

e-mail: ¹dellya110701@gmail.com, *²lina@untar.ac.id

Tanggal kedaluwarsa merupakan hal yang krusial dalam sebuah produk karena kedaluwarsa berfungsi untuk memberitahu informasi kepada konsumen mengenai usia simpan dari sebuah produk. Tanggal kedaluwarsa tercantum pada setiap kemasan produk instan. PT XYZ merupakan salah satu perusahaan yang memproduksi minuman kopi instan. Dalam proses pengemasan produk, terdapat tahapan pencetakan tanggal kedaluwarsa yang dilakukan secara manual. Hal tersebut menyebabkan tidak jarang terjadinya kesalahan memasukkan data dan tentunya akan merugikan perusahaan dalam biaya produksi. Untuk meminimalisir kesalahan tersebut, dibutuhkan aplikasi yang dapat melakukan rekognisi tanggal kedaluwarsa pada kemasan. Pembuatan program dalam penelitian ini menerapkan metode segmentasi automatic cropping dan algoritma convolutional neural network dalam melakukan proses pengenalan. Hasil pengujian automatic cropping mendapatkan persentase akurasi sebesar 94.55%. Hasil automatic cropping akan dilanjutkan ke pengenalan menggunakan metode convolutional neural network. Akurasi pengenalan yang diperoleh adalah sebesar 85.22% untuk proses pengujian dengan data latih dan akurasi sebesar 77.5% untuk proses pengujian dengan data hasil automatic cropping.

Kata Kunci: Automatic Croppin, Convolutional Neural Network, Optical Character Recognition, Prapemrosesan, Tanggal Kedaluwarsa

I. PENDAHULUAN

Kopi menjadi salah satu minuman yang digemari oleh masyarakat dari segala kalangan di Indonesia. Mulai dari kalangan anak-anak hingga orang dewasa menyukai minuman satu ini yang identik dengan rasa pahit dan aromanya yang khas. Maka dari itu, tidak sedikit perusahaan yang bergerak di bidang makanan dan minuman mengolah kopi dan menjadikannya minuman instan yang dibungkus dalam sebuah kemasan. Kopi instan memiliki ketahanan dalam jangka waktu tertentu yang biasa disebut sebagai tanggal kedaluwarsa. Tanggal kedaluwarsa berfungsi untuk memberitahu informasi

kepada konsumen mengenai usia simpan dari sebuah produk.

Salah satu perusahaan yang memproduksi minuman kopi instan adalah PT XYZ. Dalam proses pengemasan produk, terdapat tahapan pencetakan tanggal kedaluwarsa pada kemasan. Proses pencetakan tanggal kedaluwarsa pada perusahaan XYZ dilakukan secara manual dan tidak jarang terjadi kesalahan dalam memasukkan datanya. Kesalahan ini umumnya terjadi pada pergantian tahun dimana tahun yang dimasukkan sering kali salah atau lupa diganti menjadi tahun yang baru. Untuk meminimalisir kesalahan tersebut, dibutuhkan program yang dapat melakukan rekognisi tanggal kedaluwarsa pada kemasan.

Dengan memanfaatkan teknologi bernama *Optical Character Recognition* (OCR), program pengenalan tanggal kedaluwarsa dapat dibuat. OCR memungkinkan kita untuk melakukan konversi dari berbagai tipe dokumen seperti kertas dokumen yang dipindai, berkas berupa PDF, ataupun gambar menjadi sebuah data yang dapat diedit dan dicari [1]. Hasil dari proses OCR ini adalah berupa teks sesuai dengan gambar dimana tingkat keakuratan pengenalan karakter bergantung pada kualitas gambar dan metode yang digunakan [2]. Dalam pembuatan sistem OCR, terdapat proses segmentasi citra dan pengenalan citra. Proses segmentasi citra yang digunakan adalah *automatic cropping* dengan histogram. Langkah *automatic cropping* dibagi menjadi dua yaitu segmentasi baris dan segmentasi karakter. Proses selanjutnya adalah proses pengenalan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN akan digunakan untuk melakukan pengenalan pada citra karakter hasil *automatic cropping*.

II. LANDASAN TEORI

A. Citra Digital

Citra merupakan representasi dua dimensi untuk bentuk fisik nyata tiga dimensi [3]. Citra sebagai keluaran dapat bersifat optik yaitu berupa foto, bersifat analog berupa sinyal video seperti gambar bergerak pada televisi, dan bersifat digital yang dapat disimpan pada media penyimpanan [4]. Citra digital berbentuk matriks dimana indeks baris dan kolom menyatakan suatu titik pada citra

dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Citra digital tersusun atas tiga warna yaitu Red, Green, dan Blue [5].

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1,N) \\ f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(2,N) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(N,1) & f(N,2) & \dots & f(N,N) \end{bmatrix}$$

Gambar 1. Bentuk Citra Digital

B. Greyscale

Untuk mempermudah melakukan proses pada citra, citra RGB yang mengandung banyak informasi akan dilakukan proses *greyscale* [6]. *Greyscale* merupakan proses mengubah citra berwarna (RGB) menjadi citra skala abu-abu. Citra *greyscale* merupakan citra dengan intensitas tunggal dimulai dari 0 hingga 255 (0 untuk hitam dan 255 untuk putih) [7]. Rumus untuk mendapatkan citra *greyscale* adalah sebagai berikut.

$$Greyscale = 0.299 \times Red + 0.587 \times Green + 0.114 \times Blue$$

C. Gaussian Filtering

Metode *gaussian filtering* untuk menghilangkan *noise*. *Noise* merupakan gambar berbentuk titik-titik yang mengganggu kecerahan citra sehingga merusak keindahan dari sebuah citra [8]. *Gaussian Filter* adalah *filter blur* yang menggunakan rumus matematika untuk menciptakan efek *autofocus* yang berguna untuk mengurangi detail dan menciptakan efek berkabut [9]. *Gaussian Filter* sangat baik untuk menghilangkan sebaran *noise* yang bersifat normal, yang banyak dijumpai pada citra hasil proses digitalisasi menggunakan kamera yang disebabkan oleh pantulan cahaya dan kepekaan sensor cahaya pada kamera itu sendiri [10].

D. Binerisasi/Thresholding

Proses binerisasi ini adalah proses mengubah citra greyscale menjadi citra biner (hitam dan putih) dengan menggunakan nilai ambang batas (*threshold*) tertentu [11].

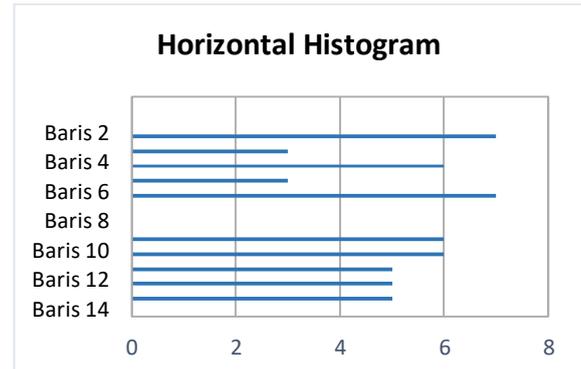
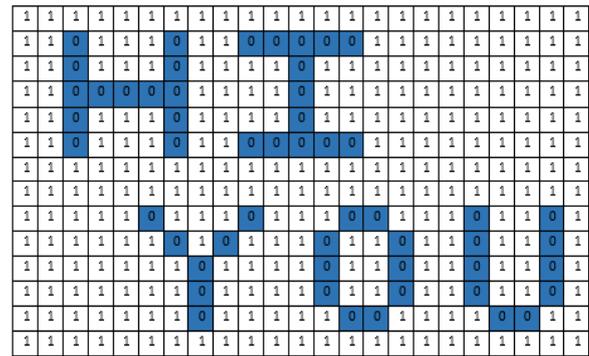
$$m(x,y) = \begin{cases} \text{nilai maks,} & m(x,y) > \text{nilai ambang} \\ 0, & m(x,y) < \text{nilai ambang} \end{cases}$$

E. Segmentasi Baris

Segmentasi baris berfungsi untuk menentukan baris kalimat dari citra masukan. Pencarian piksel dalam segmentasi baris dilakukan secara horizontal, dimulai dari ujung kiri atas hingga ujung kanan bawah. Baris yang memiliki piksel hitam akan dihitung jumlahnya secara horizontal pada setiap baris piksel [12]. Rumus untuk mendapatkan piksel hitam secara horizontal adalah sebagai berikut:

$$Ph[i] = \sum_{j=1}^N S[i,j]$$

Hasil dari perhitungan pencarian piksel hitam akan dibuatkan histogram. Histogram akan menampilkan gambar dari baris yang memiliki piksel hitam beserta dengan frekuensinya. Hasil dari histogram memperlihatkan jarak antar tiap baris kalimat



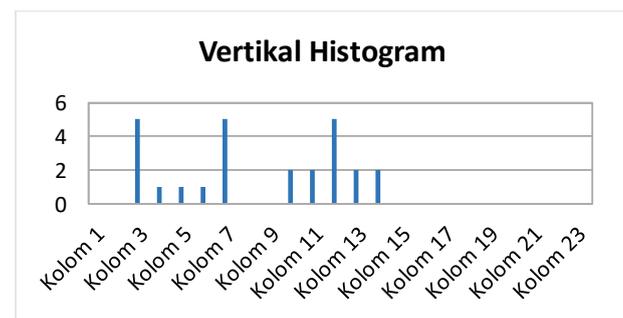
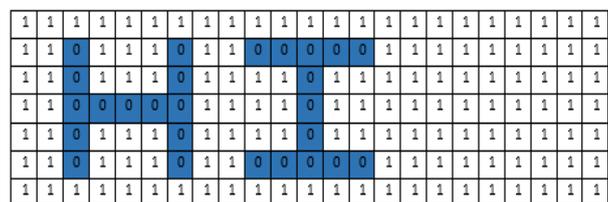
Gambar 1. Segmentasi Baris Kalimat Dengan Horizontal Histogram

F. Segmentasi Karakter

Setelah mendapatkan barisan tiap kalimat, tahap selanjutnya adalah melakukan segmentasi karakter. Jika segmentasi baris menggunakan horizontal histogram, segmentasi karakter dilakukan dengan menggunakan vertikal histogram. Vertikal histogram menggunakan kolom dari kalimat untuk dihitung [13]. Rumus untuk menghitung piksel hitam secara vertikal adalah sebagai berikut:

$$Pv[j] = \sum_{i=1}^M S[i,j]$$

Visualisasi grafik dari vertikal histogram akan didapatkan hasil lebar per karakter dan jarak antar karakter.



Gambar 2. Segmentasi Karakter Dengan Vertikal Histogram

G. Convolutional Neural Network

Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan jaringan saraf tiruan *feed forward* yang biasanya digunakan untuk menganalisa representasi visual atau citra dengan cara menganalisa data *grid* pada citra. Tiap citra pada CNN akan direpresentasikan dalam bentuk matriks yang berisikan nilai-nilai piksel [14]. Arsitektur dari CNN tersusun atas tiga lapisan yaitu *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. *Convolution layer* berperan untuk melakukan ekstraksi fitur diikuti dengan aktivasi fungsi *Rectified Linear Unit* (ReLU) [15]. *Pooling layer* berfungsi untuk mengurangi ukuran dari keluaran yang dihasilkan oleh perhitungan *convolution layer*. *Average pooling* dan *max pooling* yang umum digunakan dalam lapisan ini [16]. *Fully connected layer* merupakan lapisan terakhir dari arsitektur CNN. Keluaran dari proses perhitungan *convolution layer* dan *pooling layer* akan dilakukan *flatten*. Hasil klasifikasi dihasilkan pada lapisan ini [15].

III. METODE PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Data latih yang digunakan dalam perancangan ini adalah dataset Char74K berupa citra alfabet dan numerik dengan masing-masing berjumlah 1016 data. Data citra alfabet terdiri dari alfabet kapital ‘a’ hingga ‘z’, sedangkan citra numerik terdiri dari digit 0 hingga 9. Data citra alfanumerik ini memiliki gaya *font* dan *font-weight* yang berbeda-beda. Data latih didapatkan dari situs <https://www.kaggle.com>.



Gambar 3. Contoh Data Latih

Sedangkan data uji yang digunakan dalam perancangan ini adalah gambar kemasan belakang produk kopi yang tertera tanggal kedaluwarsa milik PT XYZ. Tanggal kedaluwarsa yang tertera pada kemasan adalah “MEI 2023”, “JUN 2023”, “JUL 2023”, “AGT 2023”, “SEP 2023”, dan “OKT 2023”. Total keseluruhan data adalah 50 data gambar.



Gambar 4. Contoh Data Uji

B. Prapemrosesan Citra

Tahap prapemrosesan citra melewati tiga tahap yaitu citra *greyscale*, *gaussian filter*, dan citra biner. Pada tahap *greyscale*, citra RGB akan diubah menjadi citra dengan skala abu-abu. Setelah dilakukan tahap *greyscale*, citra skala abu-abu akan dilakukan *smoothing* dengan menggunakan metode *gaussian filtering* untuk menghilangkan *noise*. Selanjutnya untuk mempermudah proses segmentasi, dilakukan proses binerisasi pada citra yang sudah melalui tahap *greyscale* dan *threshold*.

C. Segmentasi Citra

Segmentasi citra dilakukan dengan menerapkan metode *automatic cropping* dengan histogram. *Automatic cropping* merupakan proses pemotongan bagian dari citra untuk memperoleh citra dengan ukuran yang lebih kecil secara otomatis. Langkah *automatic cropping* dibagi menjadi dua yaitu segmentasi baris dan segmentasi karakter.

Segmentasi baris berfungsi untuk menentukan baris kalimat dari citra masukan. Pencarian piksel dalam segmentasi baris dilakukan secara horizontal, dimulai dari ujung kiri atas hingga ujung kanan bawah. Pada segmentasi ini akan dihasilkan citra per kalimat.

Setelah mendapatkan barisan tiap kalimat, tahap selanjutnya adalah melakukan segmentasi karakter. Jika segmentasi baris menggunakan horizontal histogram, segmentasi karakter dilakukan dengan menggunakan vertikal histogram. Hasil dari segmentasi ini adalah citra per karakter itu sendiri.

D. Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Arsitektur yang digunakan adalah sebagai berikut:

Tabel 1
Arsitektur Convolutional Neural Network

Layer	Nilai Parameter	Keterangan Parameter	Output Shape
ResNt50V2	-		(None, 2048)
Flatten	-	-	(None, 2048)
Dense	512, relu	<i>units, activation</i>	(None, 512)
Dense_1	256, relu	<i>units, activation</i>	(None, 256)
Dropout	0.5	<i>dropout rate</i>	(None, 256)
BatchNormalization	-	-	(None, 256)
Dense_2	512, relu	<i>units, activation</i>	(None, 512)
Dropout_1	0.5	<i>dropout rate</i>	(None, 512)
BatchNormalization_1	-	-	(None, 512)
Dense_3	128, relu	<i>units, activation</i>	(None, 128)
Dropout_2	0.5	<i>dropout rate</i>	(None, 128)
BatchNormalization_2	-	-	(None, 128)
Dense_4	36, softmax	<i>units, activation</i>	(None, 36)

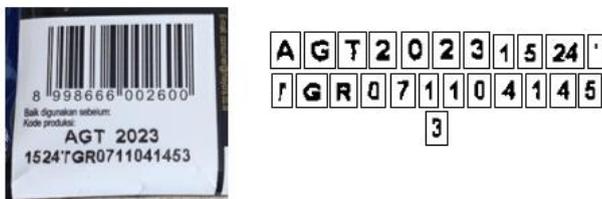
Hasil yang didapatkan dari proses segmentasi *automatic cropping* yaitu berupa citra per karakter akan

dilanjutkan ke model CNN yang sudah dilakukan pelatihan dengan arsitektur pada Tabel 1. Hasil keluaran dari model ini berupa pengenalan karakter dari citra karakter yang dimasukkan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian Segmentasi Automatic Cropping

Pengujian segmentasi automatic cropping dilakukan pada data uji. Hasil kinerja akan dilihat berdasarkan keberhasilan pemotongan untuk setiap karakter pada gambar. Hasil pengujian automatic cropping mendapatkan nilai rata-rata keberhasilan sebesar 94.55%. Hasil dari keberhasilan automatic cropping ini dipengaruhi oleh beberapa hal yaitu hasil prapemrosesan, kemiringan gambar, dan pencetakan tanggal kedaluwarsa pada kemasan.



Gambar 5. Gambar Asli dan Hasil Automatic Cropping

Dilihat dari Gambar 4, terdapat beberapa hal yang membuat proses automatic cropping menjadi kurang maksimal. Karakter yang berdekatan atau tidak terpisah menyebabkan gambar satu potongan terdapat dua atau lebih huruf sehingga jumlah karakter yang seharusnya diproses menjadi lebih sedikit. Selain dari karakter yang berdekatan, terdapat karakter yang terputus sehingga yang seharusnya membentuk gambar satu potongan menjadi dua atau lebih potongan, menyebabkan jumlah karakter yang seharusnya diproses menjadi lebih banyak. Hasil dari segmentasi ini akan mempengaruhi persentase keberhasilan proses pengenalan karakter.

Tabel 2 Hasil Pengujian Automatic Cropping

Citra Seharusnya	Hasil Cropping	Presentase Keberhasilan (%)
Crop 1 	JUN2023114 4TGR2909041 453	96
Crop 2 	OKT2023090 2TGR1910050 375	100
...
Crop 50 	OKT2023090 2TGR1910050 75	100
Rata-Rata		94.55%

B. Hasil Pengujian CNN

Pengujian model CNN dilakukan dengan menggunakan dua skenario data uji yaitu data uji dengan menggunakan data latih dan data uji dengan data hasil segmentasi

automatic cropping. Parameter yang digunakan dalam model CNN dapat dilihat pada **Error! Reference source not found.**

Tabel 3 Parameter Pelatihan Model CNN

Parameter	Nilai
Epoch	100, 150, 200, 500
Learning rate	0.001
Optimizer	Adam
Batch size	32

Pengujian dengan data latih menggunakan sebanyak 28 gambar per kelas. Kinerja model untuk data uji menggunakan data latih dihitung menggunakan metrik evaluasi yaitu *confusion matrix*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*. Berikut merupakan hasil pengujian model CNN menggunakan data latih sebagai data uji.

Tabel 4 Hasil Pengujian Model CNN dengan Data Uji Latih

Epoch	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy Score (%)
100	0.8571	0.8383	0.8149	83.83
150	0.8727	0.8482	0.8312	84.82
200	0.8731	0.8522	0.8355	85.22
500	0.8556	0.8155	0.8079	81.55

Jika dilihat pada **Error! Reference source not found.**, epoch 200 memiliki kinerja terbaik dibandingkan dengan epoch yang lain dengan nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy score* yang paling tinggi yaitu 0.8371, 0.8522, 0.8355, dan 85.22%. Model dengan akurasi tertinggi akan digunakan untuk melakukan pengujian terhadap data uji hasil automatic cropping. Hasil pengujian pengenalan dengan data uji hasil automatic cropping mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 77.5%. Berikut merupakan hasil pengujian dengan menggunakan data uji hasil automatic cropping.

Tabel 5 Hasil Pengujian Data Uji Hasil Automatic Cropping

Citra Seharusnya	Hasil Cropping	Hasil Pengenalan
Crop 1 	JUN2023 1144TGR2 90904145 3	JUN7023 114HGR290904145 3 Hasil: 21 benar dari 23 karakter = 91.3%
Crop 2 	OKT2023 0902TGR1 91005037 5	OKT2023 D902TGR19100503 75 Hasil: 23 benar dari 24 karakter = 96%
...
Crop 50 	OKT2023 0902TGR1 91005037 5	OKT2Q23 0902TGR1910D503 75 Hasil: 21 benar dari 24 karakter = 87.5%
Rata-Rata		77.5%

Dari hasil pengujian data uji hasil automatic cropping pada **Error! Reference source not found.**, pengenalan

karakter menghasilkan pengenalan yang kurang akurat. Hal tersebut dipengaruhi oleh hasil *automatic cropping* yang kurang maksimal. Selain dipengaruhi oleh hasil *automatic cropping*, kesalahan pengenalan juga terjadi karena adanya kemiripan bentuk karakter. Karakter “0” yang terkadang dikenali sebagai “O” atau “Q” dan sebaliknya. Karakter “1” yang terkadang dikenali sebagai “l” dan sebaliknya. Karakter “4” yang terkadang dikenali sebagai “A” dan sebaliknya.

V. KESIMPULAN

Pembuatan sistem pengenalan tanggal kedaluwarsa pada kemasan produk PT XYZ melalui tahapan prapemrosesan, segmentasi, dan pengenalan. Tahapan prapemrosesan terdiri dari *greyscale* dan binerisasi. Kemudian dilanjutkan dengan proses segmentasi yaitu *automatic cropping* dengan histogram. Hasil pengujian dari *automatic cropping* dengan histogram menghasilkan persentase sebesar 77.5%. Sebelum hasil segmentasi dilakukan pengenalan dengan model CNN, model CNN dilakukan pengujian terlebih dahulu dengan data latih sebanyak 28 data. Pengujian model CNN terhadap data latih dilakukan dengan epoch 100, 150, 200, dan 500. Hasil pengujian tertinggi dihasilkan oleh model epoch 200 dengan nilai persentase akurasi sebesar 85.22%. Selanjutnya, model dengan hasil pengujian tertinggi ini digunakan untuk menghitung akurasi pengenalan data hasil *automatic cropping*. Akurasi yang diperoleh adalah sebesar 77.5%. Saran untuk penelitian selanjutnya, dapat menerapkan tahap prapemrosesan *skew correction* agar dapat menghasilkan *automatic cropping* yang lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis C.A. mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Pendidikan Tinggi, Departemen Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia dan Universitas Tarumanagara, dan Fakultas Teknologi Informasi atas dukungan dana dan bimbingannya sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Hartanto, A. Sugiharto dan N. S. Endah, “OPTICAL CHARACTER RECOGNITION MENGGUNAKAN ALGORITMA TEMPLATE MATCHING CORRELATION,” *Journal of Informatics and Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 11-20, 2012.
- [2] A. Setiawan, H. Sujaini dan A. B. PN, “Implementasi Optical Character Recognition (OCR) pada Mesin Penerjemah Bahasa Indonesia ke Bahasa Inggris,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JUSTIN)*, vol. 5, no. 2, pp. 135-141, 2017.
- [3] A. R. Putri, “PENGOLAHAN CITRA DENGAN MENGGUNAKAN WEB CAM PADA KENDARAAN BERGERAK DI JALAN RAYA,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Pendidikan Informatika)*, vol. 1, no. 1, pp. 1-6, 2016.
- [4] H. Sunandar, “Perbaikan kualitas Citra Menggunakan Metode Gaussian Filter,” *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem)*, vol. 2, no. 1, pp. 19-22, 2017.
- [5] I. Wulandari, H. Yasin dan T. Widiharih, “KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN),” *JURNAL GAUSSIAN*, vol. 9, no. 3, pp. 273-282, 2020.
- [6] A. Susanto, K. dan S., “KOMBINASI SOBEL, CANNY DAN OTSU UNTUK SEGMENTASI CITRA PENGGUNA HELEM SAFETY DAN TANPA HELEM SAFETY,” *Technologia*, vol. 13, no. 2, pp. 102-107, 2022.
- [7] K. D. Riana dan M. Syahrani, “Pengelolaan Citra Digital Dengan Menggunakan Metode Transformasi Grayscale dan Pemerataan Histogram,” *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, vol. 6, no. 1, p. 110, 2022.
- [8] T. Handayani dan E. Alimudin, “PENERAPAN METODE FILTER GAUSSIAN DALAM PERBAIKAN KUALITAS CITRA SATELIT MODIS,” *JURNAL FASILKOM*, vol. 10, no. 2, pp. 122-125, 2022.
- [9] A. Wedianto, H. L. Sari dan Y. S. H., “ANALISA PERBANDINGAN METODE FILTER GAUSSIAN, MEAN DAN MEDIAN TERHADAP REDUKSI NOISE,” *Jurnal Media Infotama*, vol. 12, no. 1, pp. 21-30, 2016.
- [10] S. Sinurat dan E. R. Siagian, “Peningkatan Kualitas Citra Dengan Gaussian Filter,” *Pelita Informatika : Informasi dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 225-231, 2021.
- [11] A. Riyandi dan S. 'Uyun, “IMPROVEMENT OF HANDWRITING JAVA SCAFT IMAGE QUALITY AND SEGMENTATION WITH CLOSING MORPHOLOGY AND ADAPTIVE THRESHOLDING METHODS,” *Telematika: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 19, no. 3, pp. 311-322, 2022.
- [12] E. Paulus, M. Suryani, S. Hadi dan A. Hidayat, “INVESTIGASI SEGMENTASI BARIS UNTUK CITRA DOKUMEN,” *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, vol. 2, no. 2, pp. 60-66, 2017.
- [13] A. Septiarini, “SEGMENTASI KARAKTER MENGGUNAKAN PROFIL PROYEKSI,” *Jurnal Informatika Mulawarman*, vol. 7, no. 2, pp. 66-69, 2012.
- [14] N. Sarika, N. Sirisala and M. S. Velpuru, "CNN based Optical Character Recognition and Applications," in *Institute Of Electrical Electronic Engineers (IEEE)*, New York, 2021.
- [15] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do dan K. Togashi, “Convolutional neural networks: an overview and application in radiology,” *Insights into Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 611-629, 2018.
- [16] A. Mechelli and S. Viera, *Machine Learning: Methods and Application to Brain Disorders*, Cambridge: Academic Press, 2020.