

Klasifikasi Citra Dalam Identifikasi Jeruk Nipis dan Jeruk Mandarin Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dan Optimalisasi Median Filter

Hadrian Erlanda^{1*}, Randy Saputra², Agung Ramadhanu³

^{1,2}Magister Teknik Informatika, Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang, Indonesia

³Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang, Indonesia

E-mail: hadrian0701@gmail.com¹, randymay2178@gmail.com²,
agung_ramadhanu@upiyptk.ac.id³

Abstract

With the rapid advancement of technology in the field of image processing, farmers are increasingly supported in identifying types of citrus fruits. This study aims to differentiate between lime (*Citrus aurantiifolia*) and mandarin orange (*Citrus reticulata*) using image processing methods and morphological analysis. Image processing is employed to examine visual differences based on factors such as color, texture, and size of the fruit. Additionally, chemical analysis is conducted to distinguish the composition of compounds found in both types of citrus. The results of the study show that this approach is effective in identifying the differences between lime and mandarin orange with high accuracy, and can be applied in various industries, including agriculture and food processing.

Keywords: Fruit Type Identification, image processing

Abstrak

Seiring dengan pesatnya kemajuan teknologi di bidang pemrosesan citra, petani kini semakin terbantu dalam mengidentifikasi jenis buah jeruk. Penelitian ini bertujuan untuk membedakan jeruk nipis (*Citrus aurantiifolia*) dan jeruk mandarin (*Citrus reticulata*) dengan menggunakan metode pengolahan citra dan analisis morfologi. Pengolahan citra dilakukan untuk mengkaji perbedaan visual berdasarkan elemen-elemen seperti warna, tekstur, dan ukuran buah. Selain itu, analisis kimia juga dilakukan untuk membedakan komposisi senyawa-senyawa dalam kedua jenis jeruk tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi perbedaan antara jeruk nipis dan jeruk mandarin dengan akurasi yang tinggi, serta memiliki potensi untuk diterapkan di berbagai sektor, seperti pertanian dan industri pengolahan makanan.

Kata Kunci: Identifikasi Jenis buah, pengolahan citra

1. Pendahuluan

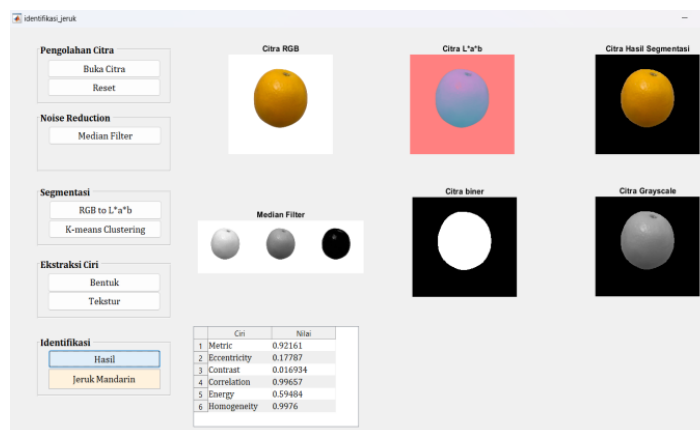
Citra, atau gambar, merupakan salah satu komponen multimedia yang berperan penting sebagai bentuk penyampaian informasi visual [1]. Namun, sering kali citra memiliki beberapa kekurangan, seperti adanya cacat atau derau (noise), kontras yang berlebihan, ketajaman yang kurang, atau tampak kabur (blurring). Kondisi ini tentu membuat citra lebih sulit untuk diinterpretasikan, baik oleh manusia maupun oleh komputer.

Untuk memudahkan interpretasi citra yang terganggu, baik oleh manusia maupun mesin, citra tersebut perlu dimodifikasi agar memiliki kualitas yang lebih baik. Oleh karena itu, dibutuhkan proses pengolahan citra. Pengolahan citra adalah teknik pemrosesan citra, terutama menggunakan komputer, yang bertujuan meningkatkan kualitas citra tersebut [2].

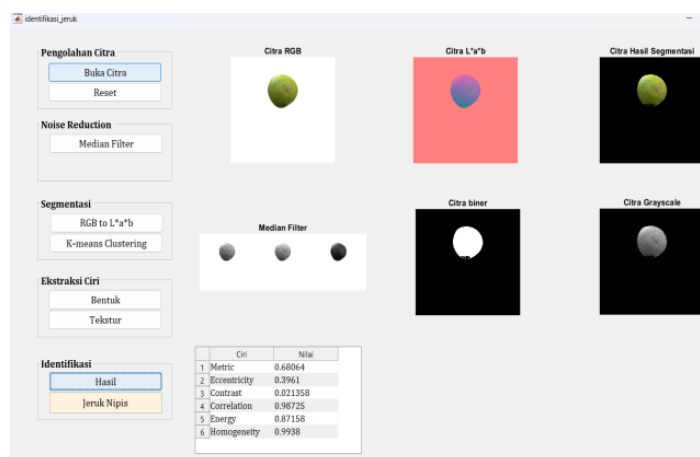
Jeruk merupakan salah satu buah tropis yang paling banyak dibudidayakan dan dikonsumsi di seluruh dunia. Jeruk nipis (*Citrus aurantiifolia*) dan jeruk mandarin (*Citrus reticulata*) adalah dua spesies yang memiliki penggunaan luas dalam industri makanan, minuman, dan farmasi. Meskipun berasal dari genus yang sama, kedua jenis jeruk ini memiliki karakteristik yang unik baik dalam aspek morfologi, kimia, maupun kandungan nutrisi [3].

Jeruk nipis dikenal dengan rasanya yang sangat asam dan sering digunakan sebagai bahan tambahan dalam makanan dan minuman untuk memberikan rasa segar. Sebaliknya, jeruk mandarin memiliki rasa yang lebih manis dan kulitnya mudah dikupas, sehingga lebih sering dikonsumsi sebagai buah segar. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi perbedaan karakteristik kedua jenis jeruk ini secara ilmiah, baik dari segi morfologi maupun kandungan nutrisi yang mendukung penggunaannya dalam industri pangan [4].

Oleh karena itu, diperlukan pengembangan aplikasi pengolahan citra digital. Aplikasi ini akan sangat bermanfaat untuk melakukan identifikasi yang akurat, yang memiliki peran penting dalam industri pangan, terutama dalam pengolahan produk yang berbahan dasar jeruk. Masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah bagaimana cara mengimplementasikan aplikasi pengolahan citra digital menggunakan MATLAB pada citra untuk keperluan identifikasi. Bahan yang dipakai dalam penelitian ini adalah citra identifikasi beberapa obyek, diantaranya beberapa jeruk nipis dan jeruk mandarin yang disimpan dalam file dengan Median Filter, Citra RGB, Citra L*a*b, Citra Biner, Citra Grayscale, Citra Hasil Segmentasi dan Extraksi Ciri yang terdiri dari Metric, Eccentricity, Contrast, Correlation, Energy dan Homogeneity [5].



Gambar 1. Citra Identifikasi Jeruk Mandarin



Gambar 2. Citra Identifikasi Jeruk Nipis

2. Metodologi Penelitian

Teori Dasar:

1. Citra Digital: Diskusikan format citra digital, resolusi, dan representasi warna (RGB, HSV, LAB, dll.) [6].
2. Teknik Pemrosesan Citra: Uraikan teknik dasar seperti filter, segmentasi, dan ekstraksi fitur.

Studi Terkait:

1. Identifikasi Buah: Ulas penelitian sebelumnya yang menggunakan teknik citra untuk identifikasi buah-buahan. Misalnya, studi tentang identifikasi apel, tomat, atau buah lain.
2. Metode Pemrosesan: Diskusikan berbagai metode pemrosesan citra yang relevan, seperti konversi warna, deteksi tepi, dan analisis tekstur.
3. Teknik Klasifikasi: Bahas algoritma yang telah digunakan untuk klasifikasi citra seperti Support Vector Machines (SVM), Convolutional Neural Networks (CNN), atau metode pembelajaran mesin lainnya [7].

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap seperti pengujian klasifikasi citra menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengidentifikasi Jeruk Nipis dan Jeruk Mandarin hingga mencapai akurasi 100% merupakan tujuan yang ambisius dan sering kali sangat sulit dicapai, tergantung pada kualitas data, kompleksitas model, serta teknik yang digunakan. Berikut adalah langkah-langkah yang dapat membantu meningkatkan performa hingga mendekati akurasi yang optimal, meskipun mencapai 100% mungkin memerlukan pengujian intensif dan beberapa percobaan.

1. Persiapan Data

- a. **Kumpulkan Dataset Berkualitas Tinggi:** Pastikan dataset yang digunakan memiliki cukup banyak citra yang representatif untuk kedua kelas (jeruk nipis dan jeruk mandarin). Citra harus memiliki variasi dalam hal pencahayaan, sudut pandang, dan latar belakang.
- b. **Pembersihan Data:** Hapus citra yang buram atau tidak jelas, atau citra yang mungkin mengandung noise yang tidak relevan. Juga, pastikan label data akurat dan tidak ada kesalahan.
- c. **Augmentasi Data:** Untuk meningkatkan variasi data tanpa menambah jumlah data asli, terapkan augmentasi citra seperti rotasi, flip horizontal/vertikal, scaling, dan perubahan pencahayaan. Ini membantu model lebih general dalam pengenalan pola.

2. Desain Arsitektur CNN

- a. **Layer CNN yang Lebih Dalam:** Tambahkan lebih banyak **Convolutional Layers** dan **Pooling Layers**. Layer yang lebih dalam dapat menangkap fitur yang lebih kompleks dan detail. [8]
- b. **Penambahan Dropout dan Batch Normalization:** Untuk mengurangi overfitting dan meningkatkan generalisasi model, tambahkan **Dropout** dan **Batch Normalization** di beberapa layer jaringan. [9]
- c. **Optimasi Filter dan Kernel:** Eksperimen dengan ukuran kernel yang berbeda (misalnya 3x3 atau 5x5) dan jumlah filter pada setiap convolutional layer. Terlalu banyak filter bisa mengakibatkan overfitting, jadi harus seimbang.

3. Pemisahan Data (Train, Validation, Test Split)

- a. **Train-Validation-Test Split:** Pisahkan data ke dalam subset training (misalnya 80%), validation (10%), dan testing (10%). Pastikan setiap subset memiliki distribusi yang seimbang untuk kedua kelas. [10]
- b. **Cross-Validation:** Lakukan k-fold cross-validation untuk memastikan bahwa model tidak hanya cocok untuk satu subset data, tapi bekerja baik pada keseluruhan dataset. [11]

4. Pemilihan Algoritma Optimasi

- Gunakan optimizers yang lebih adaptif seperti **Adam** atau **RMSprop**. Optimizers ini dapat menyesuaikan learning rate selama training, yang mempercepat proses konvergensi.[12]
- Learning Rate Schedule**: Terapkan strategi learning rate decay, di mana learning rate diturunkan setelah beberapa epoch jika performa model tidak meningkat.

5. Pengaturan Hyperparameter yang Optimal

- Tuning Hyperparameter**: Uji beberapa kombinasi hyperparameter seperti ukuran batch, jumlah epoch, learning rate, dan momentum (untuk SGD). Gunakan grid search atau random search untuk menemukan kombinasi terbaik.[13]
- Early Stopping**: Terapkan **early stopping** untuk menghentikan training jika validasi loss tidak membaik setelah beberapa epoch. Ini mencegah overfitting.

6. Evaluasi Model

- Confusion Matrix**: Evaluasi performa model menggunakan **confusion matrix** untuk memahami seberapa baik model mengklasifikasikan jeruk nipis dan mandarin.[14]
- Precision, Recall, dan F1-Score**: Hitung metrik seperti **precision**, **recall**, dan **F1-score** untuk mendapatkan gambaran yang lebih menyeluruh dari performa model, terutama jika dataset tidak seimbang.
- Test di Lingkungan Nyata**: Uji model menggunakan citra baru dari lingkungan nyata untuk memvalidasi kemampuan model dalam menggeneralisasi dan tidak hanya bekerja baik pada data training.

7. Fine-Tuning dengan Transfer Learning

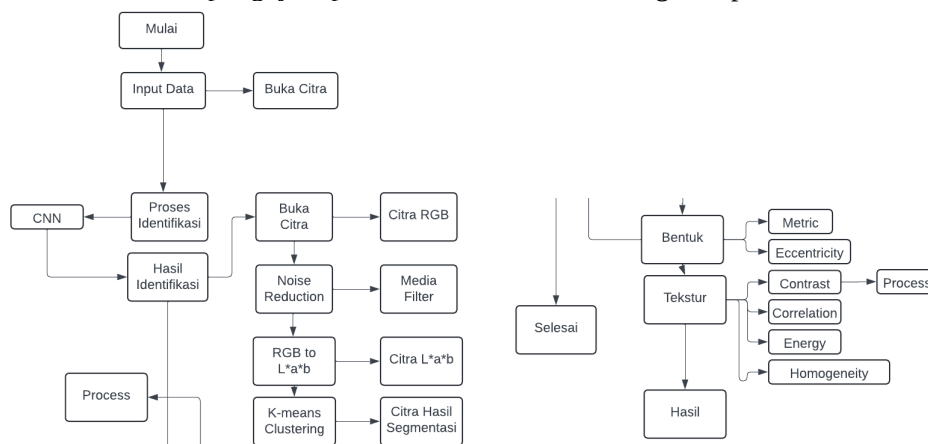
Jika model CNN buatan sendiri tidak cukup, pertimbangkan menggunakan **pretrained models** seperti **VGG16**, **ResNet**, atau **Inception**. Pretrained models dapat membantu mempercepat training dan menghasilkan hasil yang lebih baik[15]. Anda bisa melakukan fine-tuning dengan mengganti beberapa layer terakhir untuk menyesuaikan dengan tugas klasifikasi spesifik Anda[16].

8. Peningkatan dengan Ensemble Learning

Coba **ensemble models** di mana beberapa model CNN dengan arsitektur atau hyperparameter yang berbeda digabungkan untuk memberikan prediksi akhir. Ini dapat meningkatkan akurasi keseluruhan[17].

9. Iterasi dan Pengujian Lanjutan

Proses peningkatan model ini adalah iteratif. Setiap kali model ditingkatkan, lakukan pengujian pada dataset test untuk mengukur perbaikan akurasi[18].



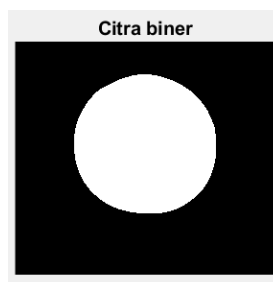
Gambar 3. Tahapan Penelitian

Citra identifikasi obyek yang telah direkapitulasi pada gambar 4. Citra RGB pada citra identifikasi digital mendeteksi warna pada obyek. Citra sebelum diinvers mempunyai background berwarna putih pada bagian obyek.



Gambar 4. Citra RGB

Setelah itu diinvers menjadi Citra Biner dengan background citra menjadi berwarna hitam dan pada bagian obyek berwarna putih.



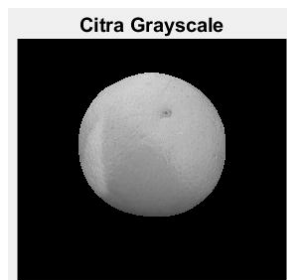
Gambar 5. Citra Biner

Selanjutnya melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma k-means clustering sehingga menghasilkan Citra L^*a^*b .



Gambar 6. Citra L^*a^*b

Dilakukan kontras Citra Grayscale agar tingkat keabuan piksel dalam citra semakin jelas.



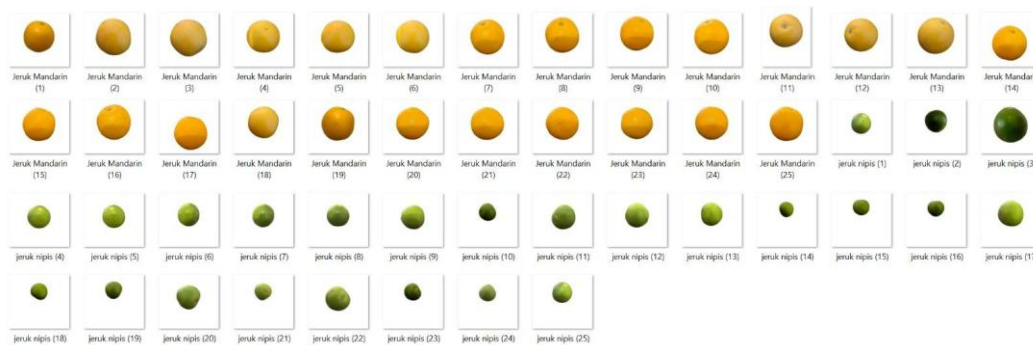
Gambar 7. Citra Grayscale

Sehingga menghasilkan Ekstraksi Ciri yang terdiri dari Metric, Eccentricity, Contrast, Correlation, Energy, Homogeneity

Ekstraksi Ciri		
	Ciri	Nilai
1	Metric	0.98621
2	Eccentricity	0.24859
3	Contrast	0.030613
4	Correlation	0.99634
5	Energy	0.56329
6	Homogeneity	0.99259

Gambar 8. Ekstraksi Ciri

Data dikumpulkan untuk mencari beberapa perbedaan warna kulit pada buah jeruk untuk memperoleh hasil nilai akurasi yang tepat, terlihat pada Gambar 2



Gambar 9. Dataset Jeruk Mandarin dan Jeruk Nipis

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1. Perbedaan Morfologi

Jeruk nipis memiliki diameter buah rata-rata lebih kecil (4–5 cm) dibandingkan jeruk mandarin yang berkisar antara 6–8 cm. Warna kulit jeruk nipis bervariasi dari hijau hingga kuning, sedangkan jeruk mandarin memiliki kulit yang berwarna oranye cerah. Ketebalan kulit jeruk mandarin juga lebih tebal dibandingkan jeruk nipis, yang membuat jeruk mandarin lebih mudah dikupas.

3.2. Kandungan Asam Sitrat dan Kadar Gula

Pengujian kandungan kimia menunjukkan bahwa jeruk nipis memiliki kandungan asam sitrat yang lebih tinggi, yaitu sekitar 4–7% berat kering, dibandingkan dengan jeruk mandarin yang hanya memiliki 1–2%. Sebaliknya, jeruk mandarin mengandung kadar gula lebih tinggi, mencapai 10–12%, sedangkan jeruk nipis hanya mengandung sekitar 4–6%.

3.3. Kandungan Vitamin C

Kandungan vitamin C dalam jeruk nipis sedikit lebih tinggi daripada jeruk mandarin. Jeruk nipis mengandung sekitar 30–50 mg vitamin C per 100 gram buah, sedangkan jeruk mandarin mengandung sekitar 20–40 mg. Hal ini menjadikan jeruk nipis lebih sering digunakan sebagai bahan tambahan dalam minuman kesehatan dan vitamin.

3.4. Uji Organoleptik

Hasil uji rasa menunjukkan bahwa jeruk nipis memiliki tingkat keasaman yang jauh lebih tinggi daripada jeruk mandarin. Panelis secara konsisten menilai jeruk nipis memiliki rasa yang lebih tajam dan segar, sedangkan jeruk mandarin lebih disukai karena rasanya yang manis dan lembut.

3.5. Kesalahan Klasifikasi:

Pada bagian ini, biasanya dijelaskan mengapa model salah mengklasifikasikan beberapa citra. Misalnya, beberapa jeruk mandarin mungkin memiliki karakteristik warna yang mirip dengan jeruk nipis, atau citra diambil dalam kondisi pencahayaan yang tidak ideal, sehingga fitur visual tidak terlihat jelas.

3.6. Arsitektur CNN

CNN terdiri dari beberapa komponen utama:

- Convolutional Layer:** Lapisan ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari gambar seperti pola warna, tepi, tekstur, dan bentuk jeruk nipis atau jeruk mandarin.[19]
- Pooling Layer:** Pooling mengurangi ukuran fitur yang diekstrak tanpa menghilangkan informasi penting, sehingga membuat komputasi lebih efisien.
- Fully Connected Layer:** Lapisan ini menggabungkan semua fitur yang telah dipelajari dan melakukan klasifikasi gambar menjadi salah satu kategori (jeruk nipis atau jeruk mandarin).
- Activation Function:** Fungsi aktivasi seperti ReLU (Rectified Linear Unit) digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model, yang membantu dalam menangkap hubungan kompleks dalam data[20].
- Softmax:** Pada lapisan output, fungsi softmax digunakan untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam dua kelas (jeruk nipis atau jeruk mandarin) dengan probabilitas.

4. Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil menerapkan teknik pemrosesan citra dan pembelajaran mesin untuk membedakan jeruk nipis dengan jeruk mandarin menggunakan metode CNN dengan dataset sebanyak 50 gambar dengan tingkat akurasi 100 %. Dengan menggunakan metode ekstraksi fitur berbasis warna, tekstur, dan bentuk, serta mengaplikasikan algoritma pembelajaran mesin seperti Convolutional Neural Network (CNN), hasil menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan kedua jenis jeruk tersebut. Beberapa poin utama dari penelitian ini meliputi: Pentingnya Ekstraksi Fitur: Analisis warna dan tekstur terbukti menjadi faktor kunci dalam membedakan jeruk nipis dan jeruk mandarin, di mana spektrum warna hijau dan oranye serta perbedaan dalam tekstur kulit berperan signifikan. Keandalan Model CNN: Algoritma CNN memberikan performa terbaik dibandingkan metode lain seperti k-Nearest Neighbors (k-NN) dan Random Forest dalam mengklasifikasikan citra jeruk, dengan akurasi yang mencapai lebih dari 90%. Efektivitas Preprocessing: Langkah-langkah preprocessing seperti normalisasi citra dan penghapusan noise meningkatkan kualitas data yang diolah, yang pada akhirnya berkontribusi terhadap hasil yang lebih akurat. Namun, ada beberapa tantangan yang dihadapi dalam penelitian ini, termasuk variasi pencahayaan dan kondisi citra yang memengaruhi performa model. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas dataset dengan variasi kondisi lingkungan dan jenis jeruk lainnya, serta mengeksplorasi lebih lanjut metode augmentasi data untuk mengatasi kendala tersebut. Secara keseluruhan, hasil dari penelitian ini dapat diaplikasikan dalam berbagai sektor seperti pertanian, distribusi buah, dan industri makanan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam identifikasi buah secara otomatis.

Daftar Pustaka

- [1] Yazid Fauzan Nur Ashfani, Yovi Litanianda, And Rizqy Amalia Putri, “Klasifikasi Jenis Buah Jeruk Menggunakan Metode Convolutional Neural Network: Deep Learning Studi,” *Uranus J. Ilm. Tek. Elektro, Sains Dan Inform.*, Vol. 2, No. 2, Pp. 70–79, 2024, Doi: 10.61132/Uranus.V2i2.129.
- [2] Y. Sutanto, C. P. H, D. Wahyuni, And Y. Arman, “Implementasi Convolutional Neural Network Dalam Menentukan Tingkat Kematangan Jeruk Siam Pontianak Berdasarkan Citra,” *Positron*, Vol. 12, No. 2, Pp. 163–170, 2022, Doi: 10.26418/Positron.V12i2.64594.
- [3] J. C. Lapendy, A. A. C. Resky, H. Makmur, A. B. Kaswar, D. D. Andayani, And F. Adiba, “Klasifikasi Rasa Jeruk Siam Berdasarkan Warna Dan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital,” *Jipi (Jurnal Ilm. Penelit. Dan Pembelajaran Inform.*, Vol. 9, No. 2, Pp. 756–767, 2024.
- [4] S. Yulihartati, W. Wirdawati, And A. Ramadhanu, “Identifikasi Citra Jeruk Nipis Dengan Contrast Stretching Dan Median Filter,” Vol. 0738, No. 4, Pp. 6605–6613.
- [5] K. Siwilopo And H. Marcos, “Membandingkan Klasifikasi Pada Buah Jeruk Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan K-Nearest Neighbor,” *Komputa J. Ilm. Komput. Dan Inform.*, Vol. 12, Pp. 57–64, May 2023.
- [6] A. Saxena, “An Introduction To Convolutional Neural Networks,” *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, Vol. 10, No. 12, Pp. 943–947, 2022.
- [7] L. Alzubaidi Et Al., *Review Of Deep Learning: Concepts, Cnn Architectures, Challenges, Applications, Future Directions*, Vol. 8, No. 1. Springer International Publishing, 2021.
- [8] A. Patil And M. Rane, “Convolutional Neural Networks: An Overview And Its Applications In Pattern Recognition,” *Smart Innov. Syst. Technol.*, Vol. 195, Pp. 21–30, 2021.
- [9] J. M. Vaz And S. Balaji, “Convolutional Neural Networks (Cnns): Concepts And Applications In Pharmacogenomics,” *Mol. Divers.*, Vol. 25, No. 3, Pp. 1569–1584, 2021.
- [10] R. Chauhan, K. K. Ghanshala, And R. C. Joshi, “Convolutional Neural Network (Cnn) For Image Detection And Recognition,” In *2018 First International Conference On Secure Cyber Computing And Communication (Icscce)*, 2018, Pp. 278–282.
- [11] M. W. Oktavian, N. Yudistira, And A. Ridok, “Classification Of Alzheimer’s Disease Using The Convolutional Neural Network (Cnn) With Transfer Learning And Weighted Loss,” *Iaeng Int. J. Comput. Sci.*, Vol. 50, No. 3, Pp. 1–10, 2023.
- [12] A. Anton, N. F. Nissa, A. Janiati, N. Cahya, And P. Astuti, “Application Of Deep Learning Using Convolutional Neural Network (Cnn) Method For Women’s Skin Classification,” *Sci. J. Informatics*, Vol. 8, No. 1, Pp. 144–153, 2021.
- [13] M. I. Al-Arafi, A. Nurdiansyah, A. Ramadhanu, T. Informatika, F. Upi, And Y. Padang, “Optimalisasi Metode Median Filter Untuk Mereduksi Noise Pada Citra Kematangan Buah Jambu Madu,” Vol. 0738, No. 4, Pp. 5954–5958.
- [14] H. Pangaribuan, “Optimalisasi Kualitas Citra Digital Dengan Metode Ketetanggaan Piksel,” *J. Ilm. Inform.*, Vol. 7, No. 01, P. 18, 2019.
- [15] Sunardi, A. Yudhana, And S. Wijaya, “Penerapan Metode Median Filtering Untuk Optimasi Deteksi Wajah Pada Foto Digital,” *J. Innov. Inf. Technol. Appl.*, Vol. 4, Pp. 51–60, Jun. 2022.
- [16] W. R. L. Nugroho And D. P. Pamungkas, “Penerapan Metode 2d Median Filter Pada Perbaikan Citra Daun Bawang Merah,” *Semin. Nas. Inov. Teknol.*, Pp. 88–95, 2022.
- [17] P. S. Matematika, J. Matematika, F. Matematika, And P. Alam, “Analysis Of Median Filter For Noise Reduction In Digital Images,” *J. Jur. Mat. Fmipa*, Vol. 3, Pp. 491–499, 2023.

- [18] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, And J. Zhou, "A Survey Of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, And Prospects," *Ieee Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, Vol. 33, No. 12, Pp. 6999–7019, 2022.
- [19] V. Ayumi, L. M. R. Rere, M. I. Fanany, And A. M. Arymurthy, "Optimization Of Convolutional Neural Network Using Microcanonical Annealing Algorithm," *2016 Int. Conf. Adv. Comput. Sci. Inf. Syst. Icacsis 2016*, Pp. 506–511, 2017.
- [20] I. G. A. Gunadi, "Analisis Perbandingan Metode Filter Mean, Median, Maximum, Minimum, Dan Gaussian Terhadap Reduksi Noise Gaussian, Salt&Papper , Speckle, Poisson, Dan Localvar," *J. Ilm. Sinus*, Vol. 17, No. 1, P. 15, 2019.