

Klasifikasi Gambar *Palmprint* Berbasis Multi-Kelas Menggunakan *Convolutional Neural Network*

Taopik Hidayat¹, Nurul Khasanah², Daniati Uki Eka Saputri³,
Umi Khultsum⁴, Risca Lusiana Pratiwi⁵

Abstract—Biometric technology is developing to be the most relevant mechanism in identity identification. The main purpose of an identity management system is to be able to establish a relationship between individuals and their identities when needed under certain conditions. Among the newly proposed identity verification and personal identification technologies, biometrics is rapidly becoming the most relevant mechanism for identity recognition. This study proposes a new biometric recognition method for authentication and personal identification. Palm image recognition based on image processing for authentication and personal identification is proposed, namely competitive coding using the Convolutional Neural Network (CNN) and Local Binary Pattern (LBP) texture extraction with hyperparameter modifications. The dataset used comes from the Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD) which consists of 20 classes with a total of 800 palm images. The research was conducted using a data distribution of 80% training data and 20% validation data. The tests carried out resulted in a good accuracy value of the proposed model of 93.3% for the training process and 90.6% for the validation process.

Keywords: Biometric, CNN, LBP

Intisari— Teknologi biometrik berkembang menjadi mekanisme paling relevan dalam pengidentifikasi identitas. Tujuan utama dari sistem manajemen identitas adalah untuk dapat membangun hubungan antara individu dan identitas mereka ketika dibutuhkan dalam kondisi tertentu. Di antara verifikasi identitas yang baru diusulkan dan teknologi identifikasi pribadi, biometrik dengan cepat menjadi mekanisme yang paling relevan untuk pengenalan identitas. Penelitian ini mengusulkan metode pengenalan biometrik terbaru untuk otentikasi dan identifikasi pribadi. Pengenalan citra telapak tangan berbasis *image processing* untuk otentikasi dan identifikasi pribadi yang diusulkan yaitu pengkodean kompetitif menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan ekstraksi tekstur *Local Binary Pattern (LBP)* dengan modifikasi *hyperparameter*. *Dataset* yang digunakan berasal dari Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD) yang terdiri dari 20 kelas dengan total 800 citra telapak tangan. Penelitian dilakukan dengan menggunakan distribusi data sebesar 80% data training dan 20% data validasi. Pengujian yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi yang baik dari model yang diusulkan sebesar 93,3% untuk proses *training* dan 90,6% untuk proses validasi.

Kata Kunci: Biometrik, CNN, LBP

I. PENDAHULUAN

Dengan kemajuan teknologi, ada berbagai cara yang dapat dilakukan untuk mengidentifikasi individu atau kelompok untuk tujuan tertentu dan dapat dikatakan sebagai cara untuk mengantisipasi kejahatan. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut telah diciptakan beberapa metode untuk mengidentifikasi ciri-ciri biometrik seseorang dengan teknologi baru yang berasal dari metode tradisional atau konvensional (Aima & Sharma, 2019). Tujuan utama dari sistem manajemen identitas adalah untuk dapat membangun hubungan antara individu dan identitas mereka ketika dibutuhkan dalam kondisi tertentu. Selain itu, mekanisme konvensional seperti kata sandi dan token tidak memberikan bukti yang kuat untuk identifikasi identitas seseorang. Akibatnya, semakin jelas bahwa mekanisme konvensional seperti itu tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan identifikasi seseorang (Albelwi & Mahmood, 2017). Di antara verifikasi identitas yang baru diusulkan dan teknologi identifikasi pribadi, biometrik dengan cepat menjadi mekanisme yang paling relevan untuk pengenalan identitas (Arrofiqoh & Harintaka, 2018).

Terdapat peneliti sebelumnya yang menerapkan sistem klasifikasi citra, diantaranya penelitian yang dilakukan oleh E. N. Arrofiqoh dan H. Harintaka pada klasifikasi citra tumbuhan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan menggunakan 500 citra tumbuhan beresolusi tinggi. Penelitian yang dilakukan menghasilkan akurasi sebesar 82,0% (Bejiga, Zeggada, Nouffidj, & Melgani, 2017). Penelitian yang dilakukan oleh J. Kim et. termasuk struktur retina biologis dengan *CNN* menggunakan *dataset* CIFAR10, menghasilkan nilai akurasi 90,8% (Aima & Sharma, 2019). Penelitian lebih lanjut tentang identifikasi palem oleh A. Hermana et. Al. Penelitian yang dilakukan dengan menggunakan metode k-NN menghasilkan nilai keberhasilan sebesar 86,7% (Albelwi & Mahmood, 2017).

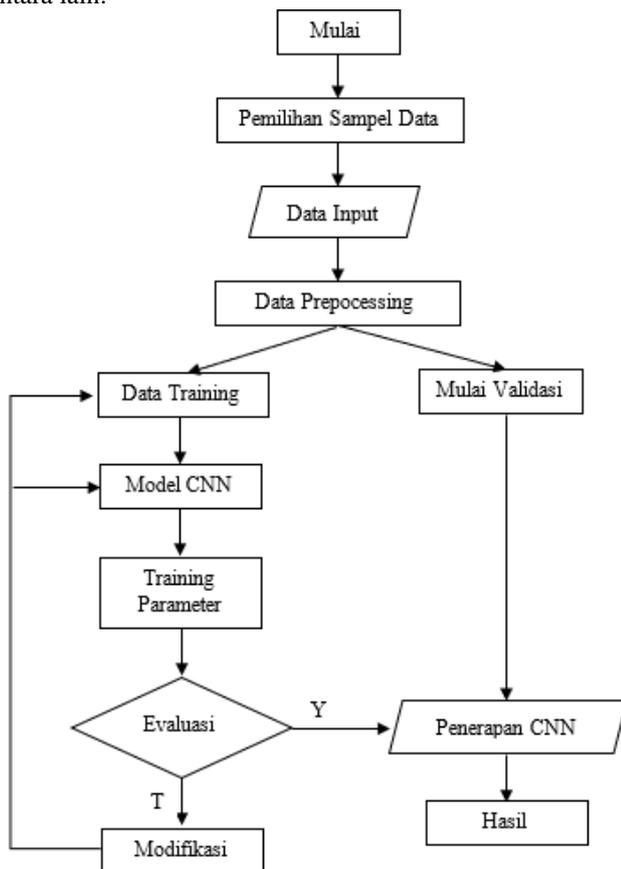
Meskipun sudah banyak penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, namun masih ada kemungkinan untuk melakukan penelitian baru dengan hasil yang lebih baik. Dalam penelitian ini diusulkan metode pengenalan citra telapak tangan untuk otentikasi dan identifikasi pribadi. Metode yang diusulkan didasarkan pada skema pengkodean kompetitif menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan ekstraksi tekstur *Local Binary Pattern (LBP)*. Pengujian implementasi metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan untuk membedakan citra telapak tangan, kemudian model diuji dengan validasi data. Model yang telah diuji dengan data validasi kemudian diterapkan untuk mengolah data uji. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode kompilasi *cross-entropy* kategoris yang kemudian diuji

^{1,2,3,4,5}Universitas Nusa Mandiri; Jl. Jatiwaringin No. 2, Jakarta Timur; e-mail: ¹taopik.toi@nusamandiri.ac.id, ²nurul.nuk@nusamandiri.ac.id, ³daniati.due@nusamandiri.ac.id, ⁴umikhultsum.ukm@nusamandiri.ac.id, ⁵risca.ral@nusamandiri.ac.id

sehingga menghasilkan nilai akurasi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan citra telapak tangan menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan dan ekstraksi ciri *Local Binary Pattern (LBP)*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat sebagai pendekatan yang membantu dalam menentukan objek yang sulit diinterpretasikan secara visual. Sehingga didapatkan efisiensi dalam klasifikasi citra.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini antara lain:



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Alur penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini tergambar pada Gambar 1. di atas. Dalam penelitian ini langkah yang dilakukan yaitu tahap pendahuluan, tahap mengumpulkan data dan mengolah data. Pada pendahuluan dimulai dengan menentukan latar belakang masalah, kemudian dilanjutkan dengan tahap pengumpulan *dataset* citra. Kemudian dari data yang sudah didapatkan dilanjutkan tahap berikutnya yaitu tahap pengolahan data. Pada pengolahan data ini terdapat beberapa tahap diantaranya: menentukan distribusi *dataset*, menerapkan ekstraksi fitur, melakukan pembentukan dan pelatihan model *CNN*, dan penentuan nilai akurasi dari hasil uji data *training* dan data validasi.

AKUISISI DATA

Akuisisi citra dapat didefinisikan sebagai proses menangkap citra dari citra analog menjadi citra digital [7]. Tujuan akuisisi citra adalah untuk menentukan data yang dibutuhkan dan memilih metode perekaman citra digital. Tahap ini dimulai dari objek yang akan digambar (Ghoneim, Muhammad, & Hossain, 2020). Pada penelitian ini menggunakan citra telapak tangan dari *Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD)* dengan jumlah 1.640 citra telapak tangan yang terbagi menjadi 41 kelas citra yang mewakili 41 subjek yang berbeda.



Gambar 2. Sampel Citra BMPD

DATA PREPROCESSING

Pada tahap *preprocessing*, dilakukan pembagian data menjadi data *training* dan data validasi. Data *training* adalah bagian *dataset* yang kita latih untuk membuat prediksi atau menjalankan fungsi dari sebuah algoritma dan model yang telah dibuat (Hu et al., 2019). Fungsi dari data *training* adalah untuk memberikan petunjuk melalui algoritma agar sistem yang kita latih bisa mencari korelasinya sendiri atau belajar pola dari data yang diberikan (Mustafa, Halim, Jamlos, & Idrus, 2020). Sedangkan data validasi adalah bagian *dataset* yang kita tes untuk melihat keakuratannya, atau dengan kata lain melihat performanya (Hidayatulloh, Herliana, & Arifin, 2016).

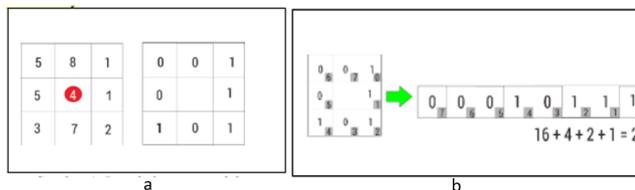
FITUR EKSTRAKSI

Ekstraksi fitur adalah teknik untuk menggambarkan karakteristik citra dalam set fitur objek terhadap objek yang dimaksud (Satria & Mushtofa, 2013). Ekstraksi fitur dimaksudkan untuk mendapatkan nilai fitur suatu objek berdasarkan hubungan nilai intensitas piksel suatu citra.

1. Fitur Ekstraksi Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern diperkenalkan pertama kali pada tahun 1992 oleh Timo Ojala dan David Harwood di Universitas Maryland. *Local Binary Pattern* didefinisikan

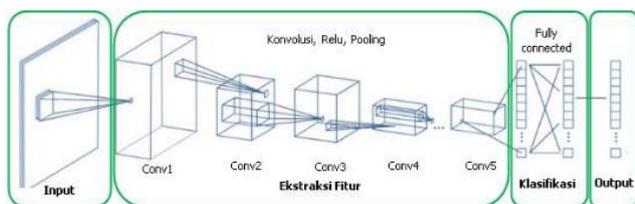
sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat gambar dengan 8 nilai piksel disekelilingnya (Purwati & Ariyanto, 2017). *Local Binary Pattern* merupakan deskriptor untuk mengklarifikasi gambar berdasarkan tekstur gambar. Jadi, sebuah gambar yang berukuran 3x3, dimana nilai biner pada pusat gambarnya dibandingkan dengan nilai sekelilingnya yang disajikan pada Gambar 3 (Retnoningrum, Widodo, & Rahman, 2019).



Gambar 3. Langkah pertama dalam *Local Binary Pattern* (LBP)

2. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) termasuk dalam jenis *deep learning* karena kedalaman jaringannya. *Deep learning* adalah cabang dari *machine learning* yang dapat mengajarkan komputer untuk melakukan pekerjaan selayaknya manusia (Purwati & Ariyanto, 2017). Pada CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk 2 dimensi, sehingga metode ini cocok untuk pemrosesan dengan input berupa citra (Maggiore, Tarabalka, Charpiat, & Alliez, 2017).



Sumber: E. Arrofiqoh et. al (2018)
Gambar 4. Arsitektur CNN

Gambar 4 menggambarkan tentang arsitektur CNN terdiri dari *input*, proses ekstraksi fitur, proses klasifikasi dan *output*. Proses ekstraksi dalam CNN terdiri dari beberapa lapisan tersembunyi atau *hidden layer*, yaitu lapisan konvolusi, fungsi aktivasi (*ReLU*), dan *pooling*. CNN bekerja secara hierarki, sehingga *output* pada lapisan konvolusi pertama digunakan sebagai *input* pada lapisan konvolusi selanjutnya. Pada proses klasifikasi terdiri dari *fully-connected* dan fungsi aktivasi (*softmax*) yang keluarannya berupa hasil klasifikasi (Arrofiqoh & Harintaka, 2018).

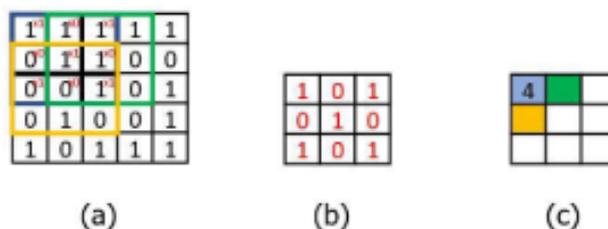
a. Input Layer

Input Layer mewakili citra masukan ke dalam CNN. Anggap citra yang digunakan sebagai masukan berukuran 240x240 piksel dan berjenis RGB (Red, Green, Blue), maka citra input ini berupa array multidimensi dengan

ukuran 240x240x3 (3 adalah jumlah channel yaitu merah, hijau dan biru) (M. Raihan Rafiiful Allaam, 2021).

b. Lapisan Konvolusi

Lapisan konvolusi menggunakan filter untuk mengekstraksi objek dari citra input. *Filter* ini berisi bobot yang digunakan untuk mendeteksi karakter dari objek seperti tepi, kurva, atau warna. Konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari citra input yang sesuai dengan informasi spasial pada data. (Arrofiqoh & Harintaka, 2018). Ilustrasi proses *stride* dan *padding* ditampilkan pada Gambar 5.



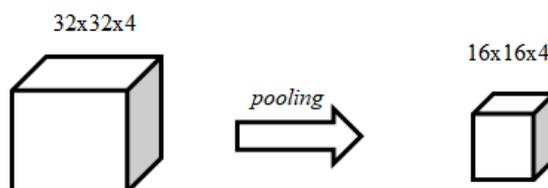
Gambar 5. Operasi konvolusi dengan *stride* 1 (a) Input data 5x5 (b) filter 3x3 (c) bidang *receptive* 3x3

c. Fungsi Aktifasi *ReLU*

ReLU (Rectification Linear Unit) merupakan operasi untuk mengenalkan, nonlinearity dan meningkatkan representasi dari model (Bewes, Low, Morphett, Pate, & Henneberg, 2019). Nilai output dari neuron bisa dinyatakan sebagai 0 jika inputnya adalah negatif. Jika nilai input adalah positif, maka output dari neuron adalah nilai input aktivasi itu sendiri (Kim, Sangjun, Kim, & Lee, 2016).

d. *Pooling*

Pooling atau subsampling adalah pengurangan ukuran matriks. Terdapat dua macam *pooling* yang sering digunakan yaitu *average pooling* dan *max pooling* (Bejiga et al., 2017). *Pooling* layer yang sering digunakan yaitu *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* mengembalikan nilai maksimum dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel, sedangkan *average pooling* mengembalikan nilai rata – rata dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel (Alwanda et al., 2020).



Sumber : (Suyanto, Kurniawan Nur Ramadhani, 2019)
Gambar 6. Proses *Pooling*

e. *ReLU Layer*

Aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) merupakan lapisan aktivasi pada model CNN yang mengaplikasikan fungsi $f(x) = \max(0,x)$ yang berarti fungsi ini melakukan thresholding dengan nilai nol terhadap nilai piksel pada input citra. Aktivasi ini membuat seluruh nilai piksel yang bernilai kurang dari nol pada suatu citra akan dijadikan 0 (Ilahiyah & Nilogiri, 2018).

f. *Fully Connected Layer*

Lapisan fully connected layer merupakan kumpulan dari proses konvolusi (Technology & Mada, 2020). Lapisan ini mendapatkan input dari proses sebelumnya untuk menentukan fitur mana yang paling berkorelasi dengan kelas tertentu, fungsinya untuk menyatukan semua node menjadi satu dimensi (Albelwi & Mahmood, 2017).

g. Fungsi Aktivasi *Softmax*

Fungsi aktivasi *softmax* digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Fungsi aktivasi menghasilkan nilai yang diinterpretasi sebagai probabilitas yang belum dinormalisasi untuk tiap kelas. Nilai kelas dihitung dengan menggunakan fungsi *softmax* (Aima & Sharma, 2019).

validasi sebesar 20% dari total keseluruhan data dengan distribusi data pada Tabel 1.

TABEL I
DISTRIBUSI DATA

| No | Jenis Data | Jumlah Citra | Jenis Data |
|----|---------------|--------------|---------------|
| 1 | Data Training | 640 citra | Data Training |
| 2 | Data Validasi | 160 citra | Data Validasi |
| | Total | 800 citra | Total |

B. DATA PREPROCESSING

Data *training* yang digunakan adalah 80% dari total keseluruhan data sehingga didapat data *training* sebanyak 640 citra dengan dengan pengambilan sampel secara acak. Proses *training* menggunakan parameter jumlah *batch* sebanyak 20, dan jumlah *epoch* sebanyak 50 dan 100. Proses validasi menggunakan data sebanyak 20% dari total keseluruhan data sehingga didapat data latih sebanyak 160 citra. Proses validasi menggunakan parameter jumlah *batch* sebanyak 20, dan jumlah *epoch* sebanyak 50 dan 100.

C. KLASIFIKASI

Hasil dari proses *training* menghasilkan akurasi disajikan pada Tabel 2. Sedangkan hasil dari proses validasi menghasilkan akurasi disajikan pada Tabel 3. Hasil pengujian data *training* memberikan akurasi yang baik. Grafik akurasi dan *loss training* disajikan dalam Gambar 7.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. AKUISISI DATA

Pada penelitian ini data yang digunakan menggunakan data citra publik yang diambil dari *Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD) | Kaggle*. Data citra yang digunakan oleh peneliti meliputi citra dari 20 kelas dengan setiap kelasnya berjumlah 40 citra telapak tangan dengan jumlah 800 citra. Citra tersebut berasal dari orang yang berbeda dengan ukuran citra 224x224 piksel, yaitu diberi label 001, 002, sampai dengan 020. Contoh citra dapat dilihat pada Gambar 6. Pembuatan model CNN dilakukan dengan menggunakan Google Collab.

TABEL III
HASIL DATA TRAINING

| Model | Epoch | Batch | Akurasi |
|---------|-------|-------|---------|
| CNN+LBP | 100 | 20 | 93,3% |
| CNN+LBP | 50 | 20 | 86,9% |

TABEL IIIII
HASIL DATA VALIDASI

| Model | Epoch | Batch | Akurasi |
|---------|-------|-------|---------|
| CNN+LBP | 100 | 20 | 90,6% |
| CNN+LBP | 50 | 20 | 80,0% |

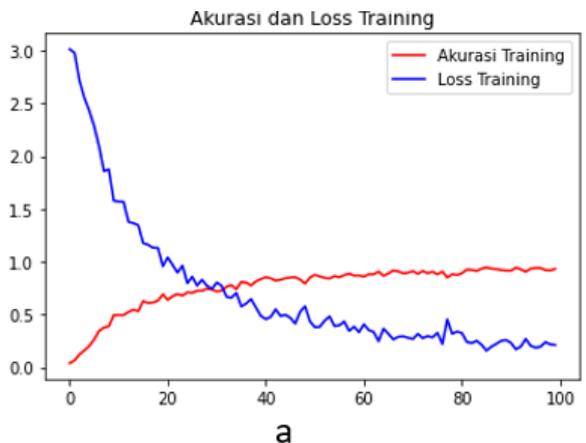


Gambar 7. Contoh Citra

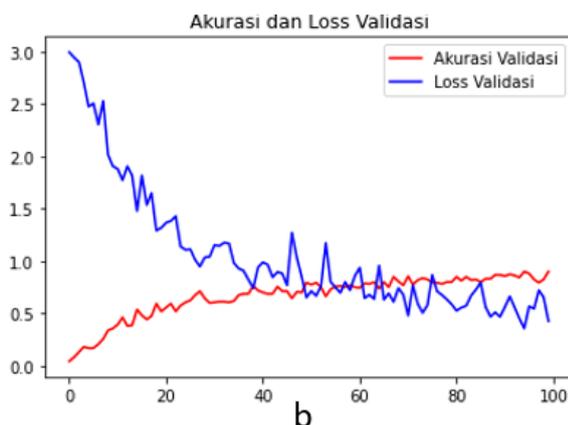
Dari 20 kelas tersebut dibagi menjadi dua jenis kelompok data, yaitu data *training* dan data validasi. Pembagian kelompok data untuk proses *training* sebesar 80%, data untuk proses

Hasil akurasi yang diperoleh dari data *training* menggunakan model *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *Linear Binary Pattern (LBP)* dengan epoch 100 dan nilai *batch size* 20 adalah 93.3%, sedangkan untuk hasil akurasi data validasi menggunakan *hyperparameter* yang sama yaitu 90,6%. Hasil akurasi yang diperoleh dari data validasi menggunakan model *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *Linear Binary Pattern (LBP)* dengan epoch 100 dan nilai *batch size* 20 adalah 86.9%, sedangkan untuk hasil akurasi data validasi menggunakan *hyperparameter* yang sama yaitu 80,0%.

Berikut adalah grafik akurasi dan nilai *loss* dari data *training* dan data validasi. Grafik akurasi dan nilai *loss* dari data *training* ditunjukkan pada Gambar 12 dan grafik akurasi dan nilai *loss* dari data validasi ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 8. Grafik akurasi dan *loss* training



Gambar 9. Grafik akurasi dan *loss* validasi

IV. KESIMPULAN

Dari penelitian yang dilakukan dalam klasifikasi citra telapak tangan menggunakan *dataset* citra telapak tangan dari *Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD)* menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* yang telah dimodifikasi, dengan distribusi data 80% data *training* dan 20% data validasi dari total keseluruhan *dataset* sebanyak 800 citra. Pada metode yang digunakan, dilakukan modifikasi terhadap parameter-parameter dari model yang digunakan yaitu dengan model *Convolutional Neural Network (CNN)* dan ekstraksi fitur *Linear Binary Pattern (LBP)*. Jumlah *epoch* dalam penelitian ini dapat mempengaruhi hasil dari uji data, semakin banyak *epoch* yang digunakan maka

semakin baik nilai akurasi yang didapatkan. Dalam uji data *training* model yang diusulkan menghasilkan nilai akurasi yang baik, yaitu 93,3%. Sedangkan untuk uji data validasi menghasilkan nilai akurasi sebesar 90,6% dengan jumlah *epoch* 100.

V. SARAN

Saran-saran untuk untuk penelitian lebih lanjut untuk menutup kekurangan penelitian ini. Penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan tahapan *preprocessing* dan arsitektur *deep learning* dengan arsitektur *CNN (Convolutional Neural Network)* lainnya untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik. Selain itu, penelitian selanjutnya ditambahkan rancangan aplikasi untuk penerapan model yang telah dibentuk dalam penelitian sehingga bisa langsung diterapkan oleh tim medis.

REFERENSI

- [1] Aima, A., & Sharma, A. K. (2019). *Predictive Approach for Melanoma Skin Cancer Detection using CNN*. *SSRN Electronic Journal*, 546–552. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3352407>.
- [2] Albelwi, S., & Mahmood, A. (2017). *A framework for designing the architectures of deep Convolutional Neural Networks*. *Entropy*, 19(6). <https://doi.org/10.3390/e19060242>
- [3] Alwanda, M. R., Putra, R., Ramadhan, K., Alamsyah, D., Studi, P., & Informatika, T. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1).
- [4] Arrofiqoh, E. N., & Harintaka, H. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *Geomatika*, 24(2), 61. <https://doi.org/10.24895/jig.2018.24-2.810>
- [5] Bejiga, M. B., Zeggada, A., Nouffidj, A., & Melgani, F. (2017). A convolutional neural network approach for assisting avalanche search and rescue operations with UAV imagery. *Remote Sensing*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/rs9020100>
- [6] Bewes, J., Low, A., Morphet, A., Pate, F. D., & Henneberg, M. (2019). Artificial intelligence for sex determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls. *Journal of Forensic and Legal Medicine*, 62(July 2018), 40–43. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2019.01.004>
- [7] Aima, A., & Sharma, A. K. (2019). *Predictive Approach for Melanoma Skin Cancer Detection using CNN*. *SSRN Electronic Journal*, 546–552. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3352407>
- [8] Albelwi, S., & Mahmood, A. (2017). *A framework for designing the architectures of deep Convolutional Neural Networks*. *Entropy*, 19(6). <https://doi.org/10.3390/e19060242>
- [9] Alwanda, M. R., Putra, R., Ramadhan, K., Alamsyah, D., Studi, P., & Informatika, T. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1).
- [10] Arrofiqoh, E. N., & Harintaka, H. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *Geomatika*, 24(2), 61. <https://doi.org/10.24895/jig.2018.24-2.810>
- [11] Bejiga, M. B., Zeggada, A., Nouffidj, A., & Melgani, F. (2017). A convolutional neural network approach for assisting avalanche search and rescue operations with UAV imagery. *Remote Sensing*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/rs9020100>
- [12] Bewes, J., Low, A., Morphet, A., Pate, F. D., & Henneberg, M. (2019). Artificial intelligence for sex determination of skeletal remains: Application of a deep learning artificial neural network to human skulls.

- Journal of Forensic and Legal Medicine, 62(July 2018), 40–43. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2019.01.004>
- [13] Ghoneim, A., Muhammad, G., & Hossain, M. S. (2020). Cervical cancer classification using convolutional neural networks and extreme learning machines. *Future Generation Computer Systems*, 102, 643–649. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.015>
- [14] Hidayatulloh, T., Herliana, A., & Arifin, T. (2016). *Klasifikasi Sel Tunggal Pap Smear Berdasarkan Analisis Fitur Berbasis Naïve Bayes Classifier Dan Particle Swarm Optimization.* ., 4(2), 186–193.
- [15] Hu, L., Bell, D., Antani, S., Xue, Z., Yu, K., Horning, M. P., ... Schiffman, M. (2019). *An Observational Study of Deep Learning and Automated Evaluation of Cervical Images for Cancer Screening.* *Journal of the National Cancer Institute*, 111(9), 923–932. <https://doi.org/10.1093/jnci/djy225>
- [16] Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). *Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network.* *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2), 49–56.
- [17] Kim, J., Sangjun, O., Kim, Y., & Lee, M. (2016). *Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure.* *Procedia Computer Science*, 88, 145–154. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.418>
- [18] M. Raihan Rafiful Allaam, A. T. W. (2021). *KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). E-Proceeding of Engineering*, 8(2), 3147–3179.
- [19] Maggiori, E., Tarabalka, Y., Charpiat, G., & Alliez, P. (2017). *Convolutional Neural Networks for Large-Scale Remote-Sensing Image Classification.* *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(2), 645–657. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2612821>
- [20] Mustafa, W. A., Halim, A., Jamlos, M. A., & Idrus, S. Z. S. (2020). *A Review: Pap Smear Analysis Based on Image Processing Approach.* *Journal of Physics: Conference Series*, 1529(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1529/2/022080>
- [21] Purwati, R., & Ariyanto, G. (2017). *Pengenalan Wajah Manusia berbasis Algoritma Local Binary Pattern.* *Emitor: Jurnal Teknik Elektro*, 17(2), 29–38. <https://doi.org/10.23917/emitor.v17i2.6232>
- [22] Retnoningrum, D., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). *Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan Dengan Metode Local Binary Pattern (LBP).* *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2611–2618.
- [23] Satria, D., & Mushthofa, M. (2013). *Perbandingan Metode Ekstraksi Ciri Histogram dan PCA untuk Mendeteksi Stoma pada Citra Penampang Daun Freycinetia.* *Jurnal Ilmu Komputer Dan Agri-Informatika*, 2(1), 20. <https://doi.org/10.29244/jika.2.1.20-28>
- [24] Suyanto, Kurniawan Nur Ramadhani, S. M. (2019). *Deep Learning Modernisasi Mchine Learning untuk Big Data.* Bandung: Penerbit Informatika.
- [25] Technology, I., & Mada, U. G. (2020). *Introduction of Deep Learning for Computer Vision : A brief update on how AI can be used to fight against Copyright (c) 2020 - Dr . Sunu Wibirama. (c).*



Umi Khultsum, Bantul, 01 November 1996, Mengajar di Universitas Nusa Mandiri untuk mata kuliah Dasar Pemrograman TI.



Risca Lusiana Pratiwi, Tangerang, 4 Agustus 1995, Mengajar di Universitas Nusa Mandiri untuk mata kuliah Metode Perancangan Program.



Taopik Hidayat, Tasikmalaya, 31 Desember 1996 Mengajar di Universitas Nusa Mandiri untuk mata kuliah Web Programming dan Mobile Programming.



Nurul Khasanah, Kulon Progo, 26 juni 1997. Mengajar : di Universitas Nusa Mandiri untuk mata kuliah Web Programming.



Daniati Uki Eka Saputri, Gunungkidul, 26 Desember 1996. Mengajar : di Universitas Nusa Mandiri untuk mata kuliah Teknik Riset Operasional.