

Model Sequential Resnet50 Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Arab

¹Sarwati Rahayu, ²Sulis Sandiwarno, ³Erwin Dwika Putra, ⁴Marissa Utami, ⁵Hadiguna Setiawan

^{1,2}Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana, Indonesia

^{3,4,5}Research and Development, Towwar Tech Ind, Indonesia

^{3,4}Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Indonesia

¹sarwati@mercubuana.ac.id, ²sulis.sandiwarno@mercubuana.ac.id, ³erwindikap@gmail.com,

⁴marissautami@umb.ac.id, ⁵hadiguna.setiawan19@gmail.com

Article Info

Article history:

Received, 2023-06-19

Revised, 2023-06-23

Accepted, 2023-06-30

Kata Kunci:

Arabic handwritten
transfer learning
deep learning

Keywords:

Arabic handwritten
transfer learning
deep learning

ABSTRAK

Penelitian untuk pengenalan tulisan tangan bahasa Arab masih terbatas. Jumlah dataset publik mengenai aksara Arab masih terbatas untuk jenis data tersebut. Oleh karena itu, setiap penelitian biasanya menggunakan dataset pribadi untuk melakukan penelitian. Namun, baru-baru ini himpunan data publik telah tersedia dan menjadi peluang penelitian untuk membandingkan metode dengan himpunan data yang sama. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui implementasi model transfer learning dengan akurasi terbaik untuk pengenalan tulisan tangan dalam aksara Arab. Hasil percobaan menggunakan ResNet50 adalah sebagai berikut: akurasi pelatihan adalah 91,63%, akurasi validasi adalah 91,82%, dan akurasi pengujian adalah 95,03%.

ABSTRACT

Research for Arabic handwriting recognition is still limited. The number of public datasets regarding Arabic script is still limited for this type of public dataset. Therefore, each study usually uses its dataset to conduct research. However, recently public datasets have become available and become research opportunities to compare methods with the same dataset. This study aimed to determine the implementation of the transfer learning model with the best accuracy for handwriting recognition in Arabic script. The results of the experiment using ResNet50 are as follows: training accuracy is 91.63%, validation accuracy is 91.82%, and the testing accuracy is 95.03%.

This is an open access article under the CC BY-SA license.



Penulis Korespondensi:

Sarwati Rahayu
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Mercu Buana, Indonesia
Email: sarwati@mercubuana.ac.id

1. PENDAHULUAN

Tulisan tangan adalah sesuatu yang bisa kita temui dalam kehidupan sehari-hari. Meskipun teknologi digital sudah sangat maju, bahasa tulisan tangan masih digunakan untuk beberapa tujuan. Namun, media yang digunakan saat ini telah bergeser dari kertas ke bentuk digital [1], [2], [11], [3]–[10]. Sistem identifikasi karakter dalam bahasa tulisan tangan ini dapat digunakan untuk memverifikasi file atau membaca file dalam bentuk tulisan tangan dan hal-hal lain [12]–[17].

Dalam penelitian dalam ilmu komputer, identifikasi karakter yang lebih banyak diteliti dan dipelajari dalam jurnal dan prosiding internasional adalah aksara Latin. Ini karena jumlah himpunan data aksara Latin yang tersedia mudah tersedia dan dapat diakses oleh publik. Aksara lain, seperti aksara India dan Cina, sudah mulai banyak dipelajari karena sudah dipublikasikan [18]–[20].

Penelitian untuk pengenalan tulisan tangan bahasa Arab masih terbatas. Jumlah himpunan data publik mengenai aksara Arab masih terbatas untuk jenis himpunan data publik ini. Setiap penelitian biasanya menggunakan dataset-nya untuk melakukan penelitian. Namun, himpunan data publik telah tersedia baru-baru ini dan menjadi peluang penelitian untuk membandingkan metode dengan himpunan data yang sama [12], [18], [21].

Penelitian El-Sawy et al. (2017) membahas pengenalan tulisan tangan berbahasa Arab dengan menggunakan model deep learning. Dataset yang digunakan adalah gambar 16.800 karakter yang ditulis oleh 60 orang berusia 19-40 tahun. Eksperimen ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan multilayer feed-forward. Penelitian ini memperoleh kesalahan sebesar 5,1% karena mengenali tulisan tangan berbahasa Arab [22]–[24].

Penelitian oleh Younis (2017) membahas pengenalan karakter tulisan tangan Arab. Metode Deep Convolutional Neural Network (CNN) digunakan dalam penelitian ini. Data untuk penelitian ini adalah dataset pengenalan karakter tulisan tangan Arab (AHCR) dan dataset EMNIST dari National Institute of Standards and Technology (NIST) Special Database. Hasil akurasi percobaan ini mencapai 94,8%-97,6% [25]–[28].

Label	Isolated	Begin	Middle	End
Alif	ا		آ	
Baa	ب	بـ	بـ	بـ
Taaa	ت	تـ	تـ	تـ
Thaa	ث	ثـ	ثـ	ثـ
Jiim	ج	جـ	جـ	جـ
Haaa	ح	حـ	حـ	حـ
Xaa	خ	خـ	خـ	خـ
Daal	د		د	
Thaal	ذ		ذ	
Raa	ر		ر	
Zaay	ز		ز	
Siin	س	سـ	سـ	سـ
Shiin	ش	شـ	شـ	شـ
Saad	ص	صـ	صـ	صـ
Daad	ض	ضـ	ضـ	ضـ
Thaaa	ط	طـ	طـ	طـ
Taa	ظ	ظـ	ظـ	ظـ
Ayn	ع	عـ	عـ	عـ
Ghayn	غ	غـ	غـ	غـ
Faa	ف	فـ	فـ	فـ
Gaaf	ق	قـ	قـ	قـ
Kaaf	ك	كـ	كـ	كـ
Laam	ل	لـ	لـ	لـ
Miim	م	مـ	مـ	مـ
Nuun	ن	نـ	نـ	نـ
Haa	هـ	هـ	هـ	هـ
Waaw	و		و	
Yaa	ي	يـ	يـ	يـ

Sumber: [29]

Gambar 1 Daftar Huruf Bahasa Arab

Metode yang digunakan dalam percobaan ini adalah Belief Neural Network (DBNN). Penelitian ini menggunakan dua dataset, yaitu HACDB (6.600 citra) dan ADAB (33.164 citra). Sebagai hasil dari percobaan, metode yang digunakan mendapat kesalahan 2,1% dalam mengenali aksara Arab tulisan tangan [30]–[32].



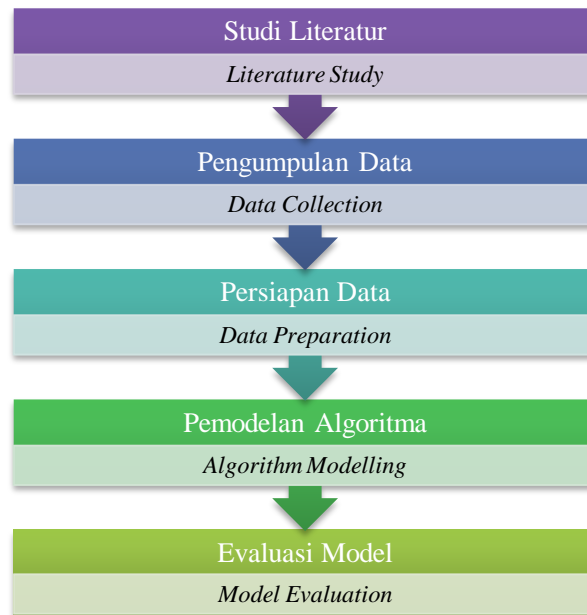
Sumber: [33]

Gambar 2 Contoh penulisan huruf Arab

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini akan menggunakan model pembelajaran transfer untuk pengenalan tulisan tangan aksara Arab.

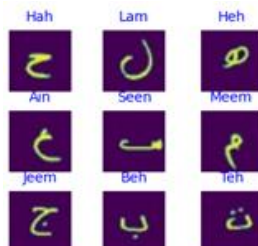
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana implementasi model *transfer learning* yang memiliki akurasi terbaik untuk pengenalan tulisan tangan dalam aksara Arab. Untuk menyelesaikan tujuan penelitian, penelitian ini akan dilakukan dalam beberapa tahap: yaitu studi literatur pengumpulan data, persiapan data, pemodelan algoritma, dan evaluasi model seperti yang terlihat pada **Gambar 3** berikut ini.



Gambar 3 Tahapan penelitian

Berdasarkan langkah-langkah di atas, penelitian ini akan membagi dataset menjadi data pelatihan, validasi data, dan pengujian data serta melakukan augmentasi pada dataset karakter tulisan tangan Arab. Pada persiapan data dilakukan proses augmentasi seperti *rotation*, *brightness*, *width_shift*, *height_shift*, *horizontal_flip*, *vertical_flip*, dan *preprocessing_function*.



Gambar 4 Contoh dataset penelitian

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Resnet50 sedangkan evaluasi model, penelitian ini tidak hanya menentukan atau menghitung nilai akurasi, tetapi juga menentukan atau menghitung nilai *loss* dari data eksperimen menggunakan model Resnet50. Selain itu, penelitian ini juga mendefinisikan nilai Cohen kappa, skor F1, presisi, dan *recall* selama percobaan yang dirancang untuk menerapkan model pembelajaran transfer untuk tujuan pengenalan tulisan tangan aksara Arab

3. HASIL DAN ANALISIS

Dataset penelitian ini terdiri dari 28 kelas huruf Arab dengan 10752 data untuk data pelatihan, 2688 data untuk validasi, dan 3360 data untuk pengujian. Pada tahap eksperimen, model yang digunakan adalah model transfer learning ResNet50 berbasis sekuensial.

Arsitek model ResNet50 yang diusulkan memiliki lapisan resnet50 (*functional layer*) dengan bentuk output (None, 1, 1, 2048). Untuk menghitung nilai rata-rata di seluruh matriks untuk setiap saluran input, arsitektur model diberikan lapisan 2D Global Average Pooling dengan bentuk *output* (None, 2048). Lapisan berikutnya adalah *flatten layer* dengan bentuk output (None, 2048). Berikutnya adalah tiga dense layer yang digunakan untuk menambahkan *fully connected layer*. Selain itu, lapisan *dropout* dengan bentuk output (None, 1072) ditambahkan ke arsitektur Resnet50 yang diusulkan. Ringkasan model arsitektur Resnet50 yang diusulkan dapat dilihat pada **Gambar 5** berikut.

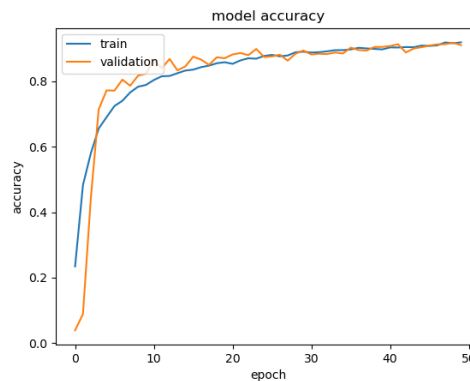
```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape          Param #
-----
resnet50 (Functional)       (None, 1, 1, 2048)   23587712
-----
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)  (None, 2048)         0
flatten (Flatten)           (None, 2048)         0
dense (Dense)                (None, 4096)         8392704
dense_1 (Dense)              (None, 1072)         4391984
dropout (Dropout)           (None, 1072)         0
dense_2 (Dense)              (None, 28)           30044
-----
Total params: 36,402,444
Trainable params: 36,349,324
Non-trainable params: 53,120
    
```

Gambar 5 Arsitektur Resnet50

Selama tahap eksperimen, evaluasi dilakukan menggunakan model akurasi. Evaluasi ini melibatkan penentuan proporsi prediksi yang benar untuk data pengujian. Metode lainnya untuk menentukan akurasi adalah dengan membagi jumlah perkiraan prediksi benar dengan jumlah total prediksi yang dibuat.

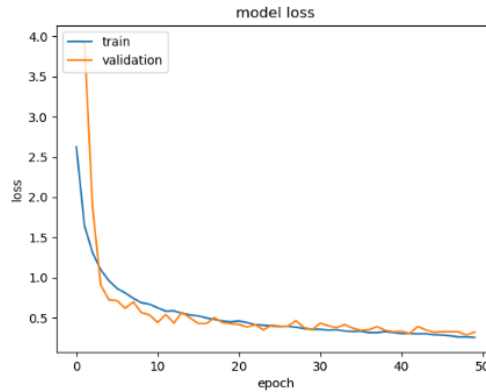
Langkah selanjutnya adalah menghitung akurasi dengan menggunakan pelatihan dan validasi data untuk 50 *epochs*. Seperti dapat dilihat pada **Gambar 6**, nilai akurasi pelatihan data dan validasi data meningkat seiring dengan jumlah *epoch* yang digunakan dalam eksperimen.



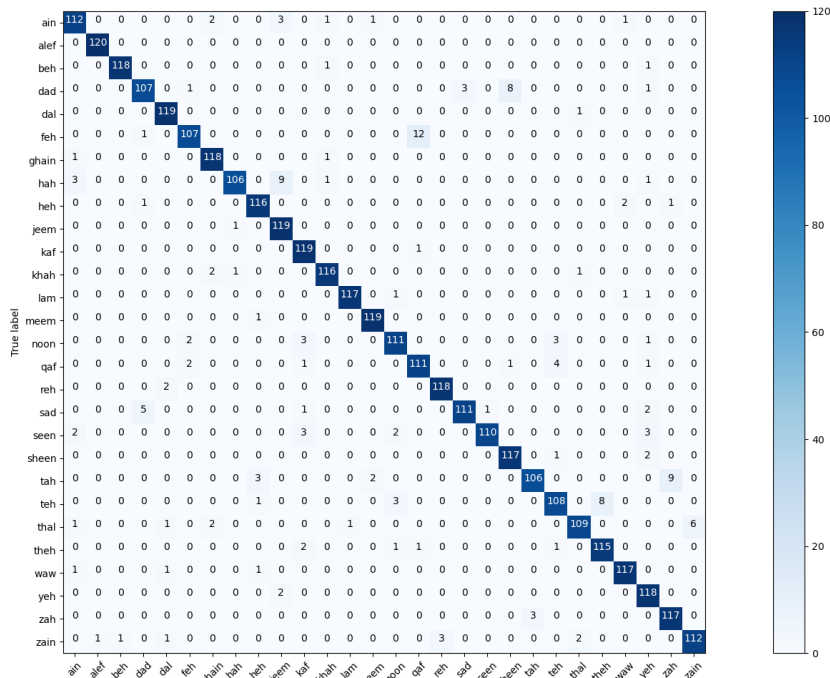
Gambar 6 Akurasi model Resnet50

Penelitian ini tidak hanya menentukan atau menghitung nilai akurasi, tetapi juga menentukan atau menghitung nilai *loss* dari data eksperimen menggunakan model Resnet50. Ini dilakukan selain menentukan atau menghitung nilai akurasi.

Seperti yang dapat dilihat pada **Gambar 7**, nilai *loss* dari data pelatihan dan data validasi keduanya turun karena jumlah *epoch* yang digunakan dalam percobaan berkurang. Eksperimen ini juga menampilkan hasil *confusion matrix* untuk melihat hasil pemrosesan 28 kelas huruf Arab dengan 10752 data untuk data pelatihan, 2688 data untuk validasi, dan 3360 data untuk pengujian, yang dapat dilihat pada **Gambar 8**.



Gambar 7 Model loss dari Resnet50

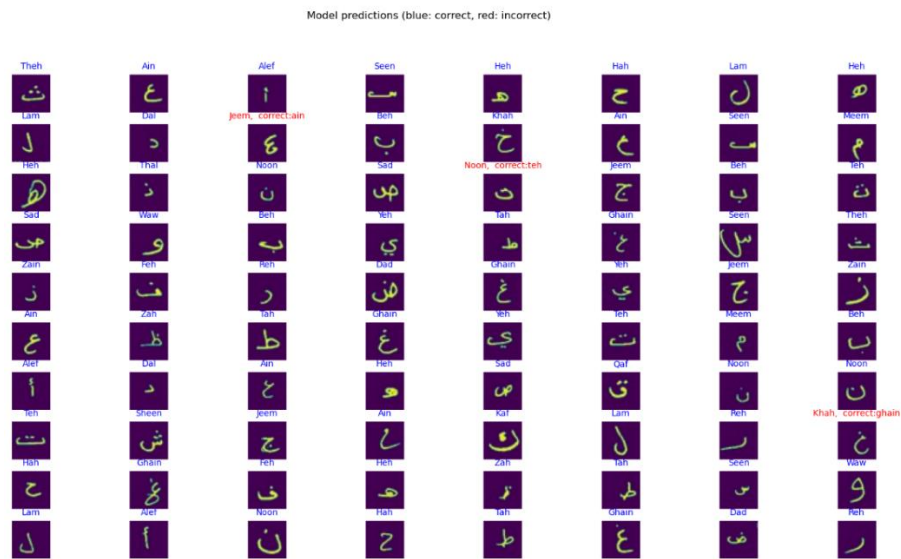


Gambar 8 Confusion Matrix dari Resnet50

Tabel 1 berikut menyajikan temuan komprehensif yang diperoleh dari perhitungan akurasi, kappa Cohen, skor F1, presisi, dan recall selama percobaan yang dirancang untuk menerapkan model pembelajaran transfer untuk tujuan pengenalan tulisan tangan aksara Arab. Hasil eksperimen ini dilakukan dengan 10752 data untuk data pelatihan, 2688 data untuk validasi, dan 3360 data untuk pengujian.

Tabel 1. Hasil Eksperimen

Paramater	Nilai
Accuracy of Training	0.9163
Accuracy of Validation	0.9182
Accuracy of Testing	0.9503
Cohens Kappa	0.9484
F1 Score	0.9501
Precision	0.9513
Recall	0.9503



Gambar 9 Hasil prediksi menggunakan Resnet50

Gambar 9 diatas menyajikan hasil prediksi model pembelajaran transfer Resnet50 untuk pengenalan tulisan tangan aksara Arab. Model ini dilatih menggunakan transfer learning. Menurut hasil prediksi, model pembelajaran transfer Resnet50 membuat prediksi yang tidak akurat untuk tiga karakter berbeda. Model pembelajaran transfer Resnet50 untuk pengenalan tulisan tangan dalam aksara Arab mencapai akurasi 91,63 persen untuk tahap pelatihan, 91,82 persen untuk tahap validasi, dan 95,03 persen untuk tahap pengujian berdasarkan hasil percobaan. Nilai untuk Cohen's kappa, F1 score, precision, and recall adalah sebagai berikut: masing-masing 0,9484, 0,9501, 0,9513, dan 0,9503.

4. KESIMPULAN

Belum banyak penelitian yang dilakukan tentang pengenalan tulisan tangan berbahasa Arab. Tidak ada sejumlah besar himpunan data publik yang tersedia untuk kumpulan data publik semacam ini yang berisi informasi tentang aksara Arab. Akibatnya, setiap penelitian sering melakukan penelitian menggunakan data dari datanya sendiri. Di sisi lain, himpunan data publik baru-baru ini dapat diakses, yang telah memberi para peneliti kemungkinan baru untuk membandingkan metodologi yang berbeda menggunakan himpunan data yang sama. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menyelidiki cara di mana pembelajaran transfer dapat diterapkan pada aksara Arab untuk mencapai tingkat akurasi pengenalan tulisan tangan tertinggi. Eksperimen yang dilakukan dengan ResNet50 menghasilkan hasil eksperimen berikut: akurasi pelatihan adalah 91,63 persen, akurasi validasi adalah 91,82 persen, dan akurasi pengujian adalah 95,03 persen.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini merupakan luaran penelitian skema Penelitian Internal Kerjasama Dalam Negeri (KDN), Universitas Mercu Buana.

REFERENSI

- [1] M. F. Dzulfikar, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, "A systematic literature review of information system adoption model applied to enterprise 2.0," in *International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2017, pp. 14–19.
- [2] E. Hidayat, Lukman, H. Noprisson, D. I. Sensuse, Y. G. Suchahyo, and E. D. Putra, "Development of mobile application for documenting traditional knowledge in Indonesia: A Case Study of Traditional Knowledge in Using Medicinal Plant," in *Proceedings - 14th IEEE Student Conference on Research and Development: Advancing Technology for Humanity, SCORED 2016*, 2017.
- [3] A. A. Pratama, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, "A systematic literature review of business process improvement," in *2017 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2017 - Proceedings*, 2017, vol. 2018-Janua, pp. 26–31.
- [4] D. I. Sensuse, Y. G. Suchahyo, M. Silalahi, I. A. Wulandari, I. F. Akmaliah, and H. Noprisson, "Toward

- to operationalization of socio-technical ontology engineering methodology,” in *2017 5th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, 2017, pp. 1–7.
- [5] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and H. Setiawan, “Fine-Tuning Transfer Learning Model in Woven Fabric Pattern Classification,” *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 18, no. 06, p. 1885, 2022.
- [6] M. Purba, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, H. Noprisson, and A. Ratnasari, “A Systematic Literature Review of Knowledge Sharing Practices in Academic Institutions,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 337–342.
- [7] I. Nurhaida, V. Ayumi, D. Fitriana, R. A. M. Zen, H. Noprisson, and W. Hong, “Implementation of deep neural networks (DNN) with batch normalization for batik pattern recognition,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 2, p. 2045, 2020.
- [8] A. Setiyoko, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “A systematic literature review of environmental management information system (EMIS) development: Research trends, datasets, and methods,” in *2017 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, 2017, pp. 20–25.
- [9] P. Sukmasetya, F. Nurhidayati, I. Permatasari, A. Rahmah, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “Developing mobile expert web-based system using brainstorming method: Case: Tetanus and botulism diagnosis and treatment in goat,” *2017 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2017 - Proc.*, vol. 2018-Janua, pp. 303–308, 2017.
- [10] H. Noprisson and Budiyarti, “Aplikasi Manajemen Pemeliharaan Produk Perangkat Lunak,” *J. Sci. Appl. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 41–45, 2018.
- [11] H. Noprisson, D. I. Sensuse, Y. G. Suchahyo, and Lukman, “Metadata Development for Ethnophytomedicine Resources Using Metadata Analysis Approach,” in *The 2016 8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE 2016)*, 2016.
- [12] N. Alrobah and S. Albahli, “A Hybrid Deep Model for Recognizing Arabic Handwritten Characters,” *IEEE Access*, 2021.
- [13] T. M. Ghanim, M. I. Khalil, and H. M. Abbas, “Comparative study on deep convolution neural networks DCNN-based offline Arabic handwriting recognition,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 95465–95482, 2020.
- [14] I. Nurhaida, V. Ayumi, D. Fitriana, R. A. M. Zen, H. Noprisson, and H. Wei, “Implementation of deep neural networks (DNN) with batch normalization for batik pattern recognition,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 2045–2053, 2020.
- [15] W. P. Sari, E. Cahyaningsih, D. I. Sensuse, and H. Noprisson, “The welfare classification of Indonesian national civil servant using TOPSIS and k-Nearest Neighbour (KNN),” in *Research and Development (SCORED), 2016 IEEE Student Conference on*, 2016, pp. 1–5.
- [16] H. Noprisson, E. Ermatita, A. Abdiansah, V. Ayumi, M. Purba, and M. Utami, “Hand-Woven Fabric Motif Recognition Methods: A Systematic Literature Review,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 90–95.
- [17] V. Ayumi, E. Ermatita, A. Abdiansah, H. Noprisson, M. Purba, and M. Utami, “A Study on Medicinal Plant Leaf Recognition Using Artificial Intelligence,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, 2021, pp. 40–45.
- [18] A. Mezghani, S. Kanoun, M. Khemakhem, and H. El Abed, “A database for arabic handwritten text image recognition and writer identification,” in *2012 international conference on frontiers in handwriting recognition*, 2012, pp. 399–402.
- [19] A. El-Sawy, E.-B. Hazem, and M. Loey, “CNN for handwritten arabic digits recognition based on LeNet-5,” in *International conference on advanced intelligent systems and informatics*, 2016, pp. 566–575.
- [20] M. Loey, A. El-Sawy, and H. El-Bakry, “Deep learning autoencoder approach for handwritten arabic digits recognition,” *arXiv Prepr. arXiv1706.06720*, 2017.
- [21] H. M. Balaha *et al.*, “Recognizing arabic handwritten characters using deep learning and genetic algorithms,” *Multimed. Tools Appl.*, pp. 1–37, 2021.
- [22] A. El-Sawy, M. Loey, and H. El-Bakry, “Arabic handwritten characters recognition using convolutional neural network,” *WSEAS Trans. Comput. Res.*, vol. 5, pp. 11–19, 2017.
- [23] V. Ayumi, L. M. R. Rere, M. I. Fanany, and A. M. Arymurthy, “Optimization of Convolutional Neural Network using Microcanonical Annealing Algorithm,” in *2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2016, pp. 506–511.
- [24] I. H. Ikasari, V. Ayumi, M. I. Fanany, and S. Mulyono, “Multiple regularizations deep learning for paddy growth stages classification from LANDSAT-8,” in *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, 2016, pp. 512–517.
- [25] K. S. Younis, “Arabic handwritten character recognition based on deep convolutional neural networks,” *Jordanian J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 186–200, 2017.
- [26] R. Ahmed *et al.*, “Novel deep convolutional neural network-based contextual recognition of Arabic handwritten scripts,” *Entropy*, vol. 23, no. 3, p. 340, 2021.

- [27] N. Altwaijry and I. Al-Turaiki, "Arabic handwriting recognition system using convolutional neural network," *Neural Comput. Appl.*, vol. 33, no. 7, pp. 2249–2261, 2021.
- [28] M. Shams, A. Elsonbaty, and W. ElSawy, "Arabic handwritten character recognition based on convolution neural networks and support vector machine," *arXiv Prepr. arXiv2009.13450*, 2020.
- [29] F. Slimane, S. Kanoun, J. Hennebert, A. M. Alimi, and R. Ingold, "A study on font-family and font-size recognition applied to Arabic word images at ultra-low resolution," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 34, no. 2, pp. 209–218, 2013.
- [30] M. Elleuch, N. Tagougui, and M. Kherallah, "Arabic handwritten characters recognition using deep belief neural networks," in *2015 IEEE 12th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD15)*, 2015, pp. 1–5.
- [31] R. Ahmed *et al.*, "Offline arabic handwriting recognition using deep machine learning: A review of recent advances," in *International conference on brain inspired cognitive systems*, 2019, pp. 457–468.
- [32] A. T. Al-Taani and S. T. Ahmad, "Recognition of Arabic handwritten characters using residual neural networks," *Jordanian J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 7, no. 2, 2021.
- [33] F. Slimane, S. Kanoun, A. M. Alimi, R. Ingold, and J. Hennebert, "Gaussian mixture models for arabic font recognition," in *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, 2010, pp. 2174–2177.