

Pengenalan Jenis Teks Kaligrafi Menggunakan Learning Vector Quantization

Calligraphy Text Types Recognition Using Learning Vector Quantization

Mhd. Furqan¹, Abdul Halim Hasugian², Ziqra Addilah³

Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Article Info

Genesis Artikel:

Diterima, 1 Desember 2022

Direvisi, 9 Januari 2023

Disetujui, 23 Januari 2023

Kata Kunci:

JST

Kaligrafi

Klasifikasi

LVQ

Pengenalan Teks

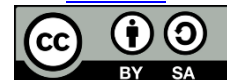
ABSTRAK

Kaligrafi merupakan ilmu seni menulis indah. Istilah kaligrafi berasal bahasa Inggris yang disederhanakan (calligraphy) diambil dari kata Latin “kalios” yang berarti indah, dan “graph” yang berarti tulisan atau aksara. Ilmu seni menulis huruf Arab disebut ilmu khat dikenal dengan ilmu kaligrafi Arab atau kaligrafi Islam. Kaligrafi Islam ada banyak jenis dan ragamnya. Masing-masing memiliki bentuk huruf dan fungsi yang berbeda-beda. Ada tujuh jenis tulisan kaligrafi yang populer dan dikenal oleh para pecinta seni kaligrafi yang ada di Indonesia, seperti, Khat Naskhi, Tsuluts, Farisi, Riq’ah, Diwani, Diwani Jali, dan Kufi. Cara yang biasa digunakan untuk mengenal Jenis Kaligrafi apa yang dibuat adalah dengan melihat secara langsung melalui bentuk dan ciri-ciri kaligrafi itu sendiri (orang pakar kaligrafi). Disini penulis mencoba membuat suatu sistem pengenalan jenis kaligrafi secara terkomputerisasi dengan menggunakan metode Learning Vector Quantization. Dimana metode ini merupakan metode yang bekerja dengan setiap unit output mempresentasikan sebuah kelas. Jadi dengan adanya sistem ini, kita dapat mengenali jenis teks kaligrafi secara terkomputerisasi. Nilai akurasi yang diperoleh pada hasil pengenalan citra kaligrafi adalah sebesar 75 %.

ABSTRACT

Calligraphy is the art of beautiful writing. The term calligraphy comes from simplified English (calligraphy) taken from the Latin word "kalios" which means beautiful, and "graph" which means writing or script. The art of writing Arabic letters is called the science of khat, known as the science of Arabic calligraphy or Islamic calligraphy. There are many types and varieties of Islamic calligraphy. Each has a different form and function. There are seven types of calligraphy that are popular and known by lovers of calligraphy art in Indonesia, such as, Khat Naskhi, Tsuluts, Farisi, Riq'ah, Diwani, Diwani Jali, and Kufi. The method commonly used to identify what type of calligraphy is made is by looking directly at the shape and characteristics of the calligraphy itself (calligraphy experts). Here the author tries to create a computerized calligraphy type recognition system using the Learning Vector Quantization method. Where this method is a method that works with each unit of output representing a class. So with this system, we can recognize the type of calligraphy text computerized. The accuracy value obtained in the results of calligraphy image recognition is 75%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Penulis Korespondensi:

Mhd. Furqan,

Program Studi Ilmu Komputer,

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: mfurqan@uinsu.ac.id

1. PENDAHULUAN

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi secara menyeluruh telah memberikan manfaat bagi semua aspek kehidupan manusia [1]–[3], termasuk pendidikan sebagai bagian dari pembangunan bangsa [4]–[7]. Pendidikan harus dimiliki oleh setiap orang untuk mendidik manusia yang berkualitas, karena manusia dapat meningkatkan potensi dasar fisik, intelektual, psikologis, sosial dan moralnya [8].

Saat ini perkembangan teknologi sangat pesat seiring dengan kemajuan zaman dan perkembangan ilmu pengetahuan [9]. Hal ini telah membawa banyak perubahan dan perkembangan dalam konsep-konsep sosial. Teknik-teknik canggih dapat

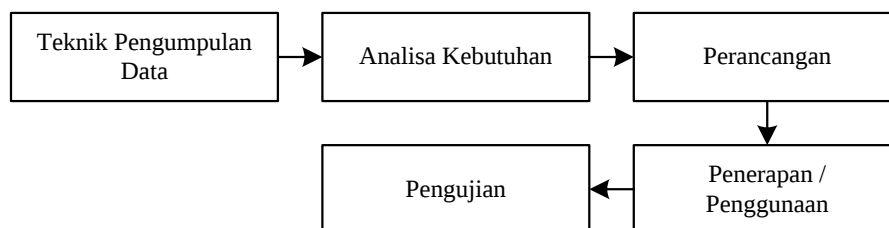
menciptakan kondisi yang menguntungkan bagi orang-orang yang bekerja keras, memungkinkan mesin (komputer) untuk menggantikan pekerjaan yang sebelumnya didominasi oleh manusia [10]. Saat ini, aplikasi komputer banyak digunakan di berbagai bidang kehidupan, termasuk militer, medis, industri, dan komersial [11]. Jadikan komputer Anda alat yang andal bagi banyak orang. Ini juga dapat memiliki berbagai jenis efek, baik positif maupun negatif. Kemajuan teknologi pemrosesan gambar sekarang memberikan manusia kemampuan untuk menciptakan sistem yang mampu mengenali gambar digital. Salah satunya melalui pengenalan citra kaligrafi, dimana karya kaligrafi memiliki banyak variasi.

Ada banyak jenis kaligrafi Islam. Setiap jenis memiliki bentuk dan fungsi yang berbeda. Misalnya, kaligrafi yang digunakan dalam dokumen formal berbeda dengan kaligrafi yang digunakan dalam dekorasi dan sampul buku. Demikian juga menulis prasasti dan tanda-tanda. Akibatnya, para sarjana mulai mencoba membuat kelompok kaligrafi. Di Indonesia, ada tujuh jenis kaligrafi yang disukai oleh pecinta kaligrafi, di antaranya Khat Naskhi, Tsuluts, Farisi, Riq'ah, Diwani, Diwani Jali dan Kufi. Ketujuh jenis kaligrafi tersebut memiliki ejaan dan cara penulisan yang berbeda. Pengantar seni kaligrafi terdiri dari dua bagian yang berbeda namun berkaitan erat. Bagian pertama adalah pemahaman tentang berbagai jenis gambar kaligrafi, dan bagian kedua adalah penjelasan tentang jenis-jenis gambar kaligrafi.

Salah satu teknik yang digunakan adalah Learning Vector Quantization (LVQ). LVQ merupakan salah satu algoritma dari Machine Learning, khususnya Jaringan Saraf Tiruan. Sebagaimana diketahui telah banyak penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, berkaitan dengan teknik Machine Learning [12]–[21], atau JST [22]–[31], begitu pula hal nya penelitian yang berkaitan langsung dengan algoritma LVQ [32]–[35]. LVQ Ini adalah metode yang berlaku untuk unit keluaran dari setiap kelas representasi. Singkatnya, aitan metode ini adalah metode pengelompokan yang menentukan tujuan/kategori/jumlah grup untuk setiap grup. Metode ini digunakan untuk mengelompokkan atau mengklasifikasikan citra. Metode klasifikasi ini memiliki keunggulan waktu komputasi yang cepat dan tingkat pengenalan yang tinggi. Oleh karena itu, dokumen ini mengembangkan aplikasi yang dapat mengenali atau mengenali jenis gambar kaligrafi. Oleh karena itu, sistem ini dapat digunakan untuk menentukan jenis kaligrafi yang terkomputerisasi. Berdasarkan uraian tersebut, maka dilakukan lah penelitian ini.

2. METODE PENELITIAN

Alur kerja untuk penelitian ini diselesaikan dalam langkah-langkah berikut:



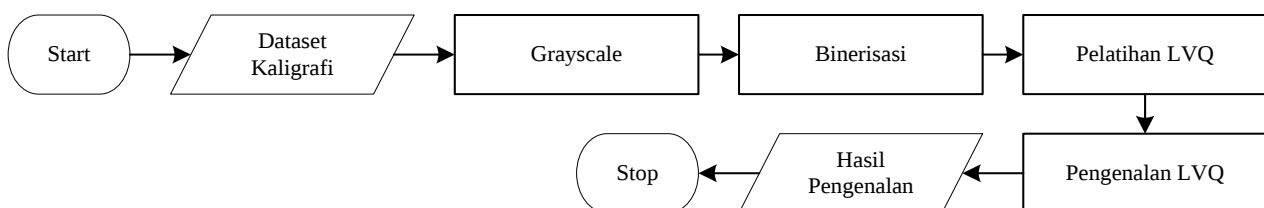
Gambar 1. Tahap-Tahap Prosedur Kerja

2.1. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah: Pertama, Penelitian Kepustakaan. Dalam penelitian ini, penulis mencari jurnal dan e-book untuk penelitian, mengumpulkan referensi dan landasan teori dari banyak artikel dan ulasan di Internet. Kedua, Studi Literatural. Berbagai macam kegiatan termasuk metode pengumpulan bibliografi, membaca dan merekam, serta mengelola penelitian kepustakaan atau menemukan referensi teoretis yang relevan dengan kasus atau masalah yang terkait dengan tugas akhir, dan yang Ketiga, Observasi Partisipatif. Pengamatan ini merupakan strategi investigasi yang bertujuan untuk memperoleh data yang lengkap.

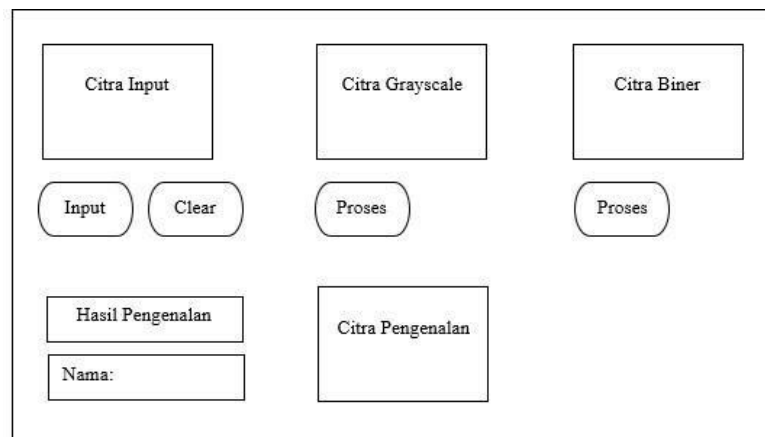
2.2. Perancangan

Perancangan yang pertama digunakan adalah *Flowchart*. *Flowchart* adalah bagan yang berisi urutan proses dan simbol spesifik yang merinci hubungan antara proses (instruksi) dan proses lain dalam program Anda. Berikut ini adalah diagram skema sistem pengenalan tulisan tangan kaligrafi menggunakan metode LVQ, seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart Penelitian

Perancangan Kedua adalah Perancangan Dialog. Berikut ini adalah sebuah Aplikasi yang akan dirancang dengan bentuk Perancangan dialog.



Gambar 3. Gambar Perancangan Dialog

Gambar 3 merupakan gambar desain kotak dialog (garis besar program yang akan dihasilkan) dengan menerapkan metode LVQ untuk menentukan jenis teks kaligrafi. Dari import gambar kaligrafi hingga pengujian dengan menekan tombol "Input Image". Setelah mengambil atau meng-import gambar kaligrafi, kemudian tekan tombol "Proses", ketika tombol "Proses" ditekan maka gambar kaligrafi secara otomatis akan berubah menjadi gambar *grayscale*, kemudian gambar threshold akan diubah menjadi gambar biner dan gambar yang dihasilkan diperkenalkan dengan metode LVQ itu sendiri. Setelah gambar yang diproses itu keluar, maka secara otomatis akan muncul nama jenis teks kaligrafi di kolom "Nama kaligrafi". Kemudian tekan tombol "Save" jika Anda ingin menyimpan output dari program. Button "Clear" untuk membersihkan hasil uji coba yang telah dilakukan atau jika ingin mengulangi dengan proses berikutnya.

2.3. Pengujian

Pengujian sistem dirancang untuk memverifikasi kinerja sistem dan dengan cepat menemukan pengenalan gambar yang dilakukan oleh metode LVQ itu sendiri. Metode ini merupakan metode klasifikasi yang mengklasifikasikan berdasarkan kemiripan dengan citra yang ditentukan. Misalnya tes gambar naskah, lalu masuk ke program gambar naskah saat program sedang berjalan. Setelah ini, bagaimana mengidentifikasi apakah gambar tersebut termasuk kategori naskah, atau kategori lain seperti Tsuluts, Diwani, Riq'ah atau Farisi. Pendekatan ini sangat cocok untuk mengklasifikasikan jenis gambar yang kami sertakan. Tes pertama akan menjelaskan prosedur kepada orang tersebut dan memintanya untuk memasukkan gambar kaligrafi yang ditentukan, setelah memasukkan gambar kaligrafi, orang tersebut harus menekan tombol pemrosesan. Setelah menekan tombol proses, sistem akan menampilkan hasil pada program yang dirancang.

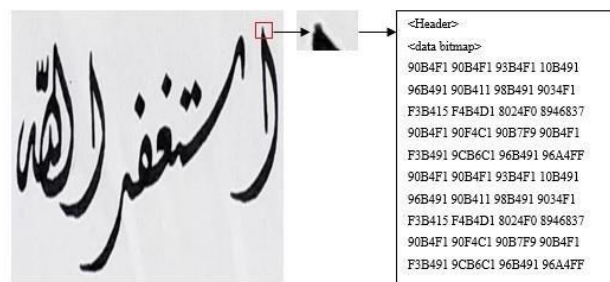
2.4. Penerapan / Penggunaan

Penggunaan program ini akan membantu pengguna untuk mengenali atau mengetahui nama jenis teks gambar kaligrafi. Disini penulis membatasi gambar yang akan dicoba pengenalannya, yaitu Khat Naskhi, Tsuluts, Diwani, Diwani Jali, Riq'ah dan Farisi. Jadi ketika ingin menggunakan program, pengguna diminta untuk memasukkan 6 jenis kaligrafi yang dikenali.

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Analisis Data

1. Cropping



Gambar 4. Contoh Cover Image dengan Nilai Pikel

Langkah pertama sebelum melatih, mengenali, dan mengolah gambar kaligrafi adalah dengan membaca nilai piksel dan mengolah tiga komponen warna (RGB). Seperti pada Gambar 4, potongan gambar kaligrafi di anotasi dengan nilai piksel heksadesimal. Nilai piksel di bawah data bitmap adalah heksadesimal (0 hingga F). Atau, gunakan rumus berikut untuk mengkonversi nilai piksel ke angka 24-bit.

Tabel 1. Matriks RGB Citra Kaligrafi

(x, y)	1	2	3	4
1	241,180,144	241,180,144	241,180,144	145,180,16
2	145,180,150	17,180,144	145,180,152	241,52,144
3	21,180,200	209,180,244	240,36,128	55,104,148
4	199,150,111	193,244,144	249,183,144	241,180,144

2. Grayscale

Langkah selanjutnya adalah memotong gambar kaligrafi dan mengubah skala warna menjadi gambar skala abu-abu. Sebagai contoh, nilai RGB dari citra masukan dalam susunan piksel 4 x 4 ditunjukkan pada Gambar 5. Selain itu, nilai RGB per piksel diubah menjadi nilai skala keabuan dengan mengetahui nilai rata-rata per piksel.

$$f_0(x, y) = \left(\frac{f^R(x, y) + f^G(x, y) + f^B(x, y)}{3} \right) \quad (1)$$

dimana f^R merupakan Nilai Komponen Red, f^G merupakan Nilai Komponen Green, dan f^B Nilai Komponen Blue. Maka diperoleh matriks *grayscale* seperti terlihat pada Gambar 5.

188	188	188	114
158	114	159	146
134	211	135	102
153	194	192	188

Gambar 5. Matriks Nilai Grayscale

3. Binerisasi

Biner hanya mengubah intensitas nilai piksel pada gambar menjadi 0 dan 1. Dimana 0 mewakili hitam dan 1 mewakili putih pada gambar. Nilai keabuan pada matriks citra pada Gambar 3.4 menjadi threshold. Nilai ambang batas yang digunakan disimpulkan dari persamaan berikut:

$$T = \frac{fMaks + fMin}{2} \quad (2)$$

Nilai threshold untuk matriks citra pada Gambar 5 di atas dihitung dengan menggunakan persamaan (3) sebagai berikut:

$$T = \frac{211 + 102}{2} = 157$$

Nilai ambang 157 dapat digunakan jika persentase nilai piksel $> 157 > 50\%$, jika persentase nilai piksel $> 157 < 50\%$, maka digunakan rumus:

$$T = \frac{fBitMaks}{2} = 255/2 = 127,5 = 128 \quad (3)$$

Maka diperoleh matriks *grayscale* seperti terlihat pada Gambar 6.

1	1	1	0
1	0	1	0
0	1	0	0
0	1	1	1

Gambar 6. Matriks Citra Biner

4. Perhitungan dengan Algoritma LVQ

Perhitungan ini menggunakan data nilai piksel citra kaligrafi yang diperoleh dari pengolahan citra, dimana dari 16 piksel di atas diambil 10 piksel biner sebagai vektor masukan untuk citra kaligrafi menjadi layer, seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Perubahan Tingkah Laku

Citra	Vektor	Nama Kelas (Kaligrafi)	Kelas
A	1111011110	Diwani	1
B	1011010001	Diwani Jali	2
C	1010111110	Farisi	3
D	0111101000	Naskh	4
E	1000101101	Riqah	5

Citra	Vektor	Nama Kelas (Kaligrafi)	Kelas
F	1110100111	Tsuluts	6

Dua masukkan pertama di inialisasi sebagai bobot, seperti terlihat pada tabel 3.

Tabel 3. Data Bobot

No	Matriks Bobot	Target
1	1,1,1,1,0,1,1,1,1,0	1
2	1,0,1,1,0,1,0,0,0,1	2

Sedangkan dua input (masukan) lainnya akan digunakan sebagai data latih, seperti terlihat pada tabel 4.

Tabel 4. Data Bobot

No	Vektor	Kelas
1	1010111110	3
2	0111101000	4
3	1000101101	5
4	1110100111	6

5. Proses Training Algoritma LVQ

Berikut adalah proses pelatihan algoritma LVQ pada data pelatihan: a.) Setiap kelas (kelas 1 dan kelas 2) diambil dari salah satu array vektornya dan digunakan sebagai bobot inialisasi (W). Array yang tersisa adalah data input (X) b.) Menentukan nilai epoch maksimum, error minimum, learning rate, dan reduction rate. Batasan berikut digunakan dalam contoh ini: Maximum Epoch = 60, Minimum Error = 0,01, Learning Rate = 0,05, Reduction Rate = 0,1 c.) Selama epoch lebih kecil, perhitungan dari d) sampai f) dilakukan. Epoch maksimum atau kecepatan belajar lebih besar dari kesalahan minimum. d.) Untuk data input (x), dihitung berdasarkan bobot (w) masing-masing data dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$C_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2} \quad (4)$$

Proses ini dilanjutkan pada epoch 2 sampai epoch 50. Setelah mencapai epoch 50, bobot akhir yang didapat adalah:

W1 = (0.92, 0.67, 0.80, 0.85, 0.10, 0.74, 0.70, 0.72, 0.90, 0.03)

W2 = (0.90, 0.16, 0.70, 0.81, 0.04, 0.84, 0.03, 0.02, 0.01, 0.75).

6. Proses Pengenalan Algoritma LVQ

Misalnya masalah pengenalan gambar kaligrafi menggunakan nilai piksel, menggunakan vektor input (1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0) kemudian mencari jarak kunci yang merupakan jarak input dari dua bobot W1 dan W2. Jumlah bobot dengan jarak terpendek menjadi peringkat.

Jarak pada bobot W₁

Jarak data ke bobot W₁

$$\sqrt{((1-0.92)^2 + (0-0.67)^2 + (0+0.80)^2 + (0-0.85)^2 + (0-0.10)^2 + (1+0.74)^2 + (0+0.70)^2 + (0+0.72)^2 + (0+0.90)^2 + (0+0.03)^2)}$$

$$W_{11} = 2.0480$$

Jarak data ke bobot W₂

$$\sqrt{((1-0.90)^2 + (0-0.16)^2 + (0+0.70)^2 + (0-0.81)^2 + (0-0.04)^2 + (1-0.84)^2 + (0-0.03)^2 + (0-0.02)^2 + (0-0.01)^2 + (0-0.75)^2)}$$

$$W_{12} = 1.3314$$

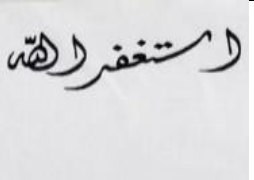
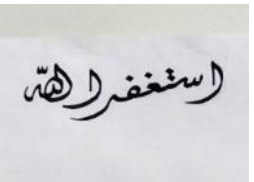
Jarak terkecil pada bobot ke-2, sehingga input tersebut termasuk pada kelas-2 (Diwani Jali)

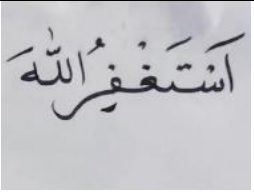
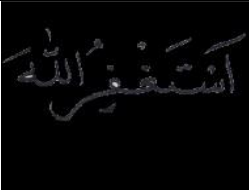
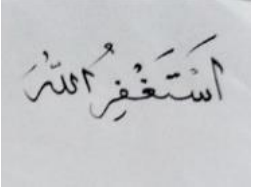
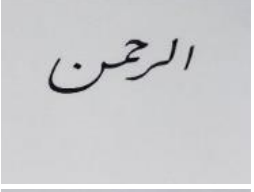
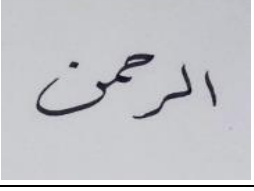
Setelah menganalisa perhitungan LVQ dari data diatas, kita bisa mengetahui hasil pengenalan jenis kaligrafi dengan algoritma LVQ.

3.2. Hasil Pengujian

Hasil pengujian dari penelitian ini dapat dilihat pada tabel 5 berikut:

Tabel 5. Hasil Pengujian Citra Kaligrafi

No	Input Image	Hasil Image	Jenis Kaligrafi	Berhasil / Gagal
1.			Kaligrafi Diwani	Berhasil
2.			Kaligrafi Diwani Jali	Berhasil

No	Input Image	Hasil Image	Jenis Kaligrafi	Berhasil / Gagal
3.			Kaligrafi Naskh	Berhasil
4.			Kaligrafi Tsuluts	Gagal
5.			Kaligrafi Farisi	Berhasil
6.			Kaligrafi Riq'ah	Berhasil

Dalam semua pengujian di atas, setiap foto kaligrafi diambil sebanyak 10 kali dan hasilnya seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tabel Akurasi Pengenalan Citra Kaligrafi

No	Nama Citra Kaligrafi	Hasil Dikenal	Hasil Gagal
1	Diwani	7	3
2	Diwani Jali	8	2
3	Farisi	9	1
4	Naskh	6	4
5	Riqah	7	3
6	Tsuluts	8	2
Jumlah		45	15

Nilai akurasi pada pengenalan citra kaligrafi adalah: $\frac{45}{60} \times 100 \% = 75 \%$

4. KESIMPULAN

Menurut hasil tes aplikasi pengenalan gambar teks kaligrafi menggunakan algoritma LVQ dapat disimpulkan bahwa: Pertama, dari hasil penerapan algoritma LVQ pada pengenalan citra kaligrafi dapat mengenali semua citra kecuali citra kaligrafi Tsuluts. Kedua, nilai akurasi yang diperoleh pada hasil pengenalan citra kaligrafi adalah 75%. Ketiga, nilai akurasi di atas disebabkan oleh kesalahan pengenalan citra kaligrafi yang disebabkan oleh proses pembuatan atau penulisan dan perolehan citra, khususnya konversi citra analog menjadi citra digital yang tidak sempurna.

REFERENSI

- [1] Rosnawati, A. Syukri, Badarussyamsi, and A. F. Rizki, "Aksiologi Ilmu Pengetahuan dan Manfaatnya bagi Manusia," *Jurnal Filsafat Indonesia*, vol. 4, no. 2, pp. 186–194, 2021.
- [2] K. M. Simatupang, "Tinjauan Yuridis Perlindungan Hak Cipta dalam Ranah Digital," *Jurnal Ilmiah Kebijakan Hukum*, vol. 15, no. 1, pp. 67–80, 2021.
- [3] U. H. Salsabila, M. U. Ilmi, S. Aisyah, N. Nurfadila, and R. Saputra, "Peran Teknologi Pendidikan dalam Meningkatkan Kualitas Pendidikan di Era Disrupsi," *Journal on Education*, vol. 3, no. 1, pp. 104–112, 2020.
- [4] I. G. N. Santika, "Grand Desain Kebijakan Strategis Pemerintah Dalam Bidang Pendidikan Untuk Menghadapi Revolusi Industri 4.0," *Jurnal Education and development*, vol. 9, no. 2, pp. 369–377, 2021.
- [5] L. Eka Retnaningsih and S. Patilima, "Kurikulum Merdeka pada Pendidikan Anak Usia Dini," *SELING: Jurnal*

- Program Studi PGRA*, vol. 8, no. 2, pp. 143–158, 2022.
- [6] S. B. Dito and H. Pujiastuti, “Dampak Revolusi Industri 4.0 Pada Sektor Pendidikan: Kajian Literatur Mengenai Digital Learning Pada Pendidikan Dasar dan Menengah,” *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, vol. 4, no. 2, pp. 59–65, 2021.
 - [7] A. D. Hamdani, N. Nurhafisah, and S. Silvia, “Inovasi Pendidikan Karakter Dalam Menciptakan Generasi Emas 2045,” *JPG: Jurnal Pendidikan Guru*, vol. 3, no. 3, pp. 170–178, 2022.
 - [8] H. Susanti, “Manajemen Pendidikan, Tenaga Kependidikan, Standar Pendidik, dan Mutu Pendidikan,” *Asatiza: Jurnal Pendidikan*, vol. 2, no. 1, pp. 33–48, 2021.
 - [9] F. Mulyani and N. Haliza, “Analisis Perkembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (Iptek) Dalam Pendidikan,” *Jurnal Pendidikan dan Konseling (JPDK)*, vol. 3, no. 1, pp. 101–109, 2021.
 - [10] I. N. Husna *et al.*, “Rancang Bangun Sistem Deteksi Dan Perhitungan Jumlah Orang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network CNN,” in *Seminar Nasional Fortei Regional 7*, 2022, pp. 1–6.
 - [11] Cecep Abdul Cholik, “Perkembangan teknologi Informasi Komunikasi / ICT dalam Berbagai Bidang,” *Jurnal Fakultas Teknik*, vol. 2, no. 2, pp. 39–46, 2021.
 - [12] A. A. Fardhani, D. Insani, N. Simanjuntak, and A. Wanto, “Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2018.
 - [13] A. Wanto *et al.*, “Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia,” in *The 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST)*, 2021, no. 1, pp. 22–28.
 - [14] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, “Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
 - [15] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in Indonesia According to Higher Education Completed,” *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 3, no. 1, pp. 163–174, Jul. 2019.
 - [16] P. Parulian *et al.*, “Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [17] A. Wanto *et al.*, “Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction,” 2018, pp. 1–9.
 - [18] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, “Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
 - [19] A. Wanto *et al.*, “Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia,” in *Proceedings of the 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST)*, 2021, no. 1, pp. 35–41.
 - [20] A. Wanto *et al.*, “Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [21] T. Afriliansyah *et al.*, “Implementation of Bayesian Regulation Algorithm for Estimation of Production Index Level Micro and Small Industry,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [22] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
 - [23] B. K. Sihotang and A. Wanto, “Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang,” *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
 - [24] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara,” *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
 - [25] I. S. Purba and A. Wanto, “Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
 - [26] I. S. Purba *et al.*, “Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [27] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, “Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
 - [28] A. Wanto, “Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation,” *SINTECH (Science and Information Technology)*, vol. 1, no. 1, pp. 53–62, 2019.
 - [29] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, pp. 1–7, 2020.
 - [30] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa’ada, and A. Wanto, “Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia,” *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 4, no. 2, pp. 163–169, 2018.
 - [31] A. Wanto and J. T. Hardinata, “Estimations of Indonesian poor people as poverty reduction efforts facing industrial revolution 4.0,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, pp. 1–8, 2020.
 - [32] C. Diao, D. Kleyko, J. M. Rabaey, U. C. Berkeley, and B. A. Olshausen, “Generalized Learning Vector Quantization for Classification in Randomized Neural Networks and Hyperdimensional Computing,” in *International Joint*

- Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2021, pp. 1–9.
- [33] Y. Zheng, X. Ye, and T. Wu, “Using an Optimized Learning Vector Quantization- (LVQ-) Based Neural Network in Accounting Fraud Recognition,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2021, pp. 1–10, 2021.
- [34] S. Nain and P. Chaudhary, “An astute LVQ approach using neural network for the prediction of conditional branches in pipeline processor,” *EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems*, vol. 8, no. 31, pp. 1–11, 2021.
- [35] O. Okfalisa, E. Budianita, M. Irfan, H. Rusnedy, and S. Saktioto, “The Classification of Children Gadget Addiction: The Employment of Learning Vector Quantization 3,” *IT Journal Research and Development*, vol. 5, no. 2, pp. 158–170, 2020.