

Verifikasi Keaslian Tugas Sekolah Berdasarkan Analisis Tulisan Tangan Menggunakan Kombinasi Convolutional Neural Network Dan Siamese Network

Indah Rahayu¹, Fatma Sari Hutagulung²

^{1,2}Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia
Email: indahrahayu022003@gmail.com; fatmasari@umsu.ac.id

ABSTRAK

Keaslian tugas sekolah merupakan aspek krusial dalam menjaga objektivitas evaluasi pembelajaran. Namun, praktik perwakilan pengerjaan tugas oleh pihak lain masih sering terjadi. Penelitian ini mengembangkan sistem verifikasi keaslian tugas berdasarkan analisis tulisan tangan dengan pendekatan pengolahan citra dan *machine learning*. Sistem ini memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk ekstraksi fitur visual dan jaringan *Siamese* untuk mengukur kemiripan antar tulisan tangan. Data yang digunakan mencakup tulisan siswa kelas VI di SD Negeri 060868 Medan Timur serta tulisan dari bukan siswa sebagai pembanding. Gambar tulisan dikonversi ke skala abu-abu, diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel, lalu diproses untuk menghasilkan vektor fitur satu dimensi. Skor kemiripan dihitung menggunakan jarak *Euclidean*, dan jika nilainya $\geq 0,75$ maka dianggap cocok. Sistem ini dibangun dengan *Python*, *TensorFlow*, *OpenCV*, serta diintegrasikan dalam platform web dan *mobile*. Hasil uji coba menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan verifikasi keaslian tugas secara otomatis, membantu guru menilai dengan lebih objektif dan efisien, serta meningkatkan transparansi akademik.

Keyword: Verifikasi Tulisan Tangan; Keaslian Tugas; Jaringan Konvolusional; Jaringan Siamese; Pendidikan Dasar

ABSTRACT

The authenticity of school assignments is crucial for maintaining the objectivity of learning evaluations. However, the practice of having assignments submitted by third parties is still common. This study develops an assignment authenticity verification system based on handwriting analysis using image processing and machine learning approaches. This system utilizes a Convolutional Neural Network (CNN) for visual feature extraction and a Siamese network to measure handwriting similarity. The data used includes the writing of sixth-grade students at SD Negeri 060868 Medan Timur and writing from non-students as comparisons. The handwriting images were converted to grayscale, resized to 128x128 pixels, and then processed to generate a one-dimensional feature vector. A similarity score was calculated using Euclidean distance, and if the value is ≥ 0.75 , it is considered a match. This system was built with Python, TensorFlow, and OpenCV, and integrated into web and mobile platforms. Trial results show that the system is capable of automatically verifying assignment authenticity, helping teachers assess more objectively and efficiently, and improving academic transparency.

Keyword: Handwriting Verification; Assignment Authenticity; Convolutional Network; Siamese Network; Elementary Education

Corresponding Author:

Indah Rahayu,
Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara,
Jl. Kapten Muchtar Basri No.3, Glugur Darat II, Kec. Medan Tim., Kota
Medan, Sumatera Utara 20238, Indonesia
Email: indahrahayu022003@gmail.com



1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital telah membawa transformasi signifikan di berbagai sektor, termasuk dunia pendidikan. Salah satu tantangan yang muncul seiring dengan kemudahan akses informasi adalah menjamin

keaslian tugas siswa, terutama dalam konteks tugas rumah. Keaslian tugas memiliki peran penting dalam memastikan proses evaluasi pembelajaran berlangsung secara objektif. Namun, pada praktiknya, tidak jarang ditemukan indikasi bahwa tugas yang dikumpulkan bukan hasil kerja mandiri siswa, melainkan dikerjakan oleh orang tua atau anggota keluarga lainnya. Fenomena ini mengaburkan potret kemampuan akademik siswa yang sesungguhnya dan menyulitkan guru dalam melakukan penilaian yang adil dan akurat.

Di SD Negeri 060868 Medan Timur, khususnya pada siswa kelas VI, permasalahan ini cukup menonjol. Untuk merespons tantangan tersebut, dibutuhkan pendekatan inovatif yang dapat membantu memverifikasi keaslian tugas dengan cara yang sistematis dan berbasis data. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan teknologi *artificial intelligence* dan *digital image processing* untuk menganalisis pola tulisan tangan. Tulisan tangan memiliki karakteristik unik yang dapat digunakan sebagai biometrik untuk mengidentifikasi individu secara visual.

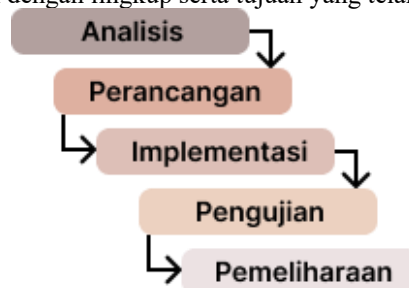
Penelitian ini mengusulkan sistem verifikasi tugas berbasis analisis tulisan tangan yang menggabungkan dua arsitektur jaringan saraf: *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengekstraksi fitur visual dari tulisan, serta *Siamese Network* untuk membandingkan tingkat kemiripan antara dua sampel tulisan tangan. Proses ini melibatkan tahapan pra-pemrosesan gambar, ekstraksi fitur, dan perhitungan skor kemiripan menggunakan *Euclidean Distance*. Sistem ini dirancang agar dapat mengidentifikasi apakah tulisan terbaru siswa sesuai dengan sampel tulisan terdahulu yang telah tersimpan dalam basis data.

Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan pustaka *TensorFlow/Keras* dan *OpenCV*, serta diintegrasikan ke dalam platform web dan *mobile* menggunakan *Express.js* dan *Flutter*. Dengan pendekatan ini, guru dapat memperoleh alat bantu yang akurat dan efisien dalam menilai keaslian tugas siswa, sekaligus mendorong budaya akademik yang menjunjung tinggi integritas.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem verifikasi tugas siswa berbasis tulisan tangan yang dapat diterapkan dalam konteks pendidikan dasar, serta memberikan kontribusi nyata dalam meningkatkan transparansi dan akuntabilitas proses pembelajaran melalui penerapan teknologi cerdas.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa sistem berbasis teknologi *machine learning* untuk mengembangkan sistem verifikasi keaslian tugas siswa melalui analisis tulisan tangan. Pengembangan dilakukan secara bertahap menggunakan model *Waterfall*, mencakup proses identifikasi kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan. Pendekatan ini dipilih karena alurnya yang sistematis dan sesuai untuk proyek dengan lingkup serta tujuan yang telah terdefinisi jelas sejak awal.



Gambar 1. Model Waterfall

Dataset yang digunakan berasal dari siswa kelas VI SD Negeri 060868 Medan Timur dan dikumpulkan dengan izin dari pihak sekolah dan wali siswa. Data terdiri dari dua kategori, yaitu tulisan tangan asli siswa dan tulisan tangan non-siswa yang diperoleh dari lingkungan sekitar sebagai pembanding. Dataset dikombinasikan menjadi pasangan positif dan negatif, mengikuti pendekatan umum yang digunakan dalam pelatihan model *Siamese Network* (Hadsell et al., 2006; Afzali & Rezapour, 2024). Gambar tulisan di-*scan* atau difoto dalam resolusi tinggi (≥ 300 DPI), lalu diproses melalui tahapan pra-pemrosesan meliputi konversi ke skala abu-abu, normalisasi ukuran ke 128×128 piksel, serta *augmentation* berupa rotasi, *flipping*, dan penskalaan. Prosedur ini dimaksudkan untuk meningkatkan daya tahan model terhadap variasi gaya tulisan, sebagaimana juga dilakukan dalam studi verifikasi tulisan lainnya (Du et al.; Sharma et al.).

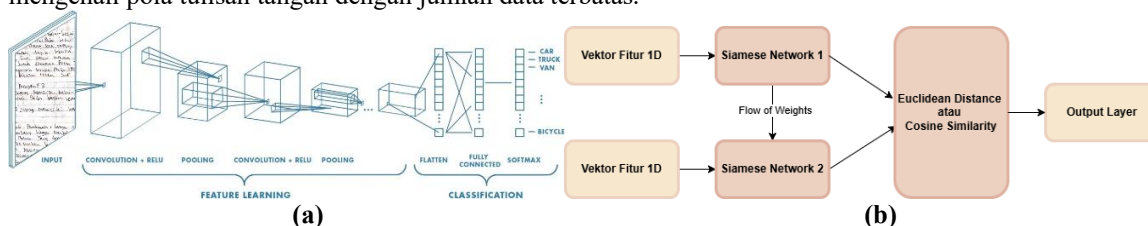
Tabel 1. Format dataset tulisan tangan siswa

Label	Type
Student-01-Sample1.png	Genuine/1
Student-01-Sample2.png	Genuine/1
Student-01-Sample3.png	Genuine/1
Student-01-Sample4.png	Genuine/1

Tabel 2. Format dataset bukan tulisan tangan siswa

Label	Tipe
forged_sample1.png	Forgery/0
forged_sample2.png	Forgery/0
forged_sample3.png	Forgery/0
forged_sample4.png	Forgery/0

Model *machine learning* dibangun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengekstraksi fitur dari citra tulisan, seperti lengkungan huruf, goresan pena, dan tekstur. *CNN* digunakan sebagai ekstraktor fitur karena kemampuannya menangkap elemen visual kompleks dari tulisan tangan (Krizhevsky et al., 2012; LeCun et al., 2015). Output dari *CNN* kemudian dipasangkan dalam struktur *Siamese Network* untuk menghitung skor kemiripan antar dua tulisan menggunakan *Euclidean Distance*. Perhitungan jarak antar vektor fitur dilakukan menggunakan rumus *Euclidean Distance*, pendekatan yang telah terbukti efektif dalam verifikasi biometrik berbasis tulisan tangan (Du et al., 2017; Suteddy et al., 2024). Arsitektur ini terbukti efektif dalam berbagai studi verifikasi identitas tulisan karena kemampuannya dalam mengenali pola tulisan tangan dengan jumlah data terbatas.



Gambar 2. (a) Struktur CNN, (b) Struktur Siamese Network

Data pelatihan dibagi ke dalam tiga *subset*: 80% sebagai data pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian. *Augmentation* diterapkan untuk setiap *subset* guna memperbesar generalisasi model. Proses pelatihan dilakukan menggunakan *Adam Optimizer* dan fungsi kehilangan *Binary Crossentropy*. Evaluasi performa model mencakup akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, sebagaimana diterapkan dalam berbagai penelitian sejenis. Hasil pelatihan menggunakan pendekatan *Fine-Tuning* menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dan stabil, mendukung temuan sebelumnya bahwa adaptasi bertahap terhadap domain tulisan tangan meningkatkan kinerja sistem verifikasi (Sharma et al., 2022; Xiao & Ding, 2022).

Sistem akhir dibangun menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan pustaka *TensorFlow/Keras* dan *OpenCV*, serta diintegrasikan ke dalam *backend Flask* dan *frontend Express.js*. Aplikasi *mobile* dibuat menggunakan *Flutter* dengan pendekatan *WebView*. Fitur utama sistem meliputi *login* guru, manajemen tugas dan data siswa, unggah tulisan, proses verifikasi otomatis, serta pengiriman notifikasi status keaslian tugas.

Pengujian dilakukan secara menyeluruh, mulai dari pengujian unit untuk setiap fungsi sistem, pengujian integrasi antar komponen, hingga pengujian keseluruhan sistem dalam skenario nyata. Validasi dilakukan oleh guru sebagai pengguna akhir untuk memastikan bahwa sistem dapat digunakan secara praktis dalam konteks evaluasi pembelajaran. Dengan metode dan pendekatan ini, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi praktis sekaligus valid secara ilmiah dalam meningkatkan transparansi dan kejujuran akademik di lingkungan pendidikan dasar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem verifikasi keaslian tugas siswa berhasil diimplementasikan menggunakan kombinasi arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Siamese Network*. Struktur *twin* dari *Siamese Network* memungkinkan sistem membedakan dengan baik antar gaya tulisan bahkan dalam kondisi data terbatas, seperti ditunjukkan oleh Vorugunti & Mukherjee (2019) dalam studi verifikasi tanda tangan daring. Antarmuka sistem terdiri dari halaman *login*, *dashboard*, manajemen data siswa, unggah *sample* tulisan tangan, serta halaman verifikasi tugas. Guru dapat mengunggah tulisan siswa yang akan dibandingkan secara otomatis dengan *sample* tulisan asli yang sebelumnya disimpan dalam *database*. Proses verifikasi dijalankan melalui model yang dilatih dan disimpan dalam format *.h5*, di mana *CNN* berperan dalam ekstraksi fitur visual dan *Siamese Network* melakukan perbandingan berdasarkan jarak *Euclidean*.

A. Proses Verifikasi Tulisan Tangan

Proses verifikasi terdiri dari lima tahap: pemuatan model, pra-pemrosesan gambar, perbandingan dengan *sample*, perhitungan skor kemiripan, dan penyimpanan hasil ke *database*. Model *CNN* bertugas mengekstraksi fitur dari gambar tulisan tangan menjadi representasi *vektor fitur* berdimensi satu (*1D feature vector*). Operasi konvolusi yang dilakukan dapat dituliskan sebagai:

$$o_{(i,j)} = \sum_{m=0}^{k_h} \sum_{n=0}^{k_w-1} k_{(m,n)} \cdot I_{(i+m,j+n)} + b \quad (1)$$

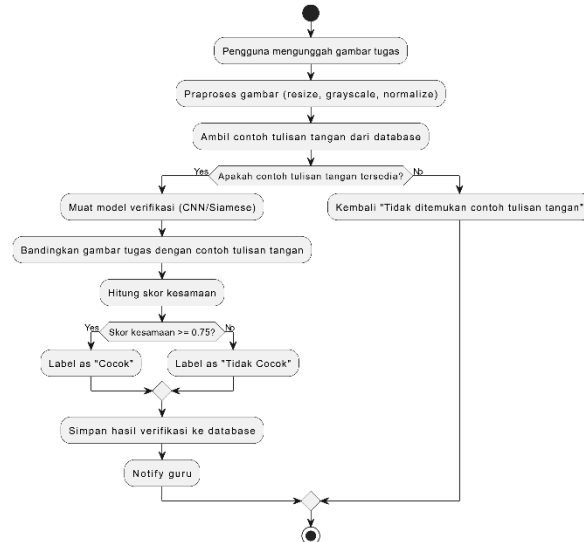
dengan fungsi aktivasi *ReLU* diterapkan setelahnya:

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

Vektor fitur yang dihasilkan kemudian dibandingkan oleh *Siamese Network* menggunakan rumus *Euclidean Distance*:

$$D(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (3)$$

Hasil dari perbandingan ini berupa *similarity score* antara dua citra tulisan tangan. Jika nilai skor rata-rata $\geq 0,75$, sistem menyatakan tulisan Cocok; jika kurang, maka Tidak Cocok.



Gambar 3. Flowchart Algoritma

B. Dataset dan Pelatihan Model

Dataset terdiri dari dua kategori utama: tulisan tangan asli siswa kelas VI dan tulisan tangan bukan siswa. Gambar disimpan dalam format *.jpg/.png*, dikonversi ke *grayscale* dan dinormalisasi ke resolusi 128×128 piksel. *Dataset* dikombinasikan dalam bentuk *positive pair* dan *negative pair*. Proses pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* dengan *batch size* 32 dan validasi sebesar 20%.

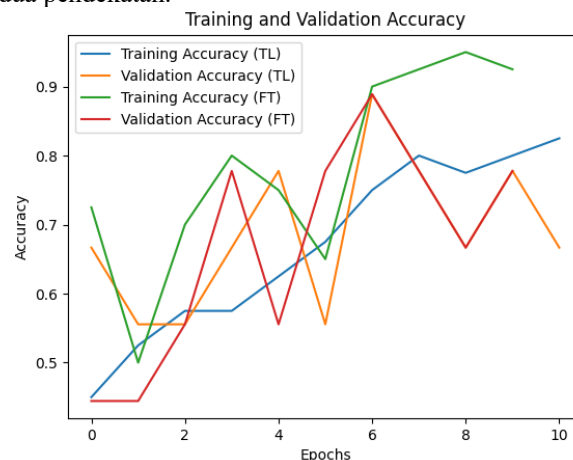
Pelatihan model menggunakan *Contrastive Loss* untuk mengatur bobot jaringan agar meminimalkan jarak antar pasangan positif dan memaksimalkan jarak antar pasangan negatif:

$$L = (1 - Y) \cdot \frac{1}{2} D^2 + Y \cdot \frac{1}{2} \max(0, m - D)^2 \quad (4)$$

Dengan $Y = 0$ untuk pasangan sama, $Y = 1$ untuk pasangan berbeda, dan m adalah *margin*.

C. Evaluasi Hasil Pelatihan

Evaluasi performa model dilakukan dengan membandingkan dua pendekatan: *Transfer Learning (TL)* dan *Fine-Tuning (FT)*. Grafik akurasi menunjukkan bahwa pendekatan *FT* menghasilkan akurasi pelatihan $>95\%$ dan validasi rata-rata $>85\%$, lebih stabil dibanding *TL* yang menunjukkan fluktuasi pada validasi. Hal ini mengindikasikan bahwa *FT* lebih mampu menangkap ciri khas tulisan tangan siswa. Lihat Gambar 4 sebagai perbandingan performa kedua pendekatan.



Gambar 4. Grafik akurasi pelatihan dan validasi model CNN-Siamese

D. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk setiap fitur antarmuka, mencakup *login*, *dashboard*, unggah data, dan proses verifikasi. Setiap skenario diuji dengan kondisi *input* valid dan tidak valid. Semua pengujian dinyatakan lulus, termasuk verifikasi sistem yang membedakan tulisan Cocok dan Tidak Cocok berdasarkan *similarity score*.

Tabel 3. Ringkasan Pengujian BlackBox Sistem Verifikasi Tugas Siswa

Filter Sistem	Kasus Uji	Hasil Diharapkan	Status
Login	Username/Password Kosong/salah/benar	Error/Redirect ke Dashboard	Lulus
Dashboard	Klik menu navigasi	Navigasi Tampil	Lulus
Manajemen Siswa	Tambah/Edit/Hapus siswa	Data ditampilkan/diperbarui	Lulus
Upload Sample	Upload gambar valid/kosong	Gambar Tampil/ Pesan Error	Lulus
Verifikasi Tugas	Sample cocok/tidak, lihat skor, hapus	Skor & status muncul, tugas terhapus	Lulus
Histori Verifikasi	Lihat daftar hasil verifikasi	Status & skor ditampilkan	Lulus



Gambar 5. Flowchart Sistem

E. Pembahasan dan Analisis

Penerapan *CNN* dan *Siamese Network* terbukti efektif dalam mengenali keunikan tulisan tangan siswa. Aktivasi neuron dalam lapisan *fully-connected* menunjukkan bahwa model belajar mengenali pola dan gaya tulis individu. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian Du et al. serta Afzali & Rezapour, yang menyatakan bahwa kombinasi *CNN-Siamese* sangat cocok untuk tugas verifikasi tulisan secara biometrik.

Beberapa tantangan tetap ada, seperti sensitivitas terhadap kualitas *sample*, risiko *false positive/negative*, serta kebutuhan pengujian skala besar. Namun demikian, sistem telah memberikan dasar teknis dan fungsional yang kuat untuk diterapkan dalam dunia pendidikan dasar sebagai alat verifikasi akademik yang mendukung objektivitas penilaian dan integritas pembelajaran.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem verifikasi keaslian tugas sekolah berdasarkan analisis tulisan tangan dengan memanfaatkan kombinasi algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Siamese Network*. Sistem ini mampu mengidentifikasi kemiripan tulisan tangan antara tugas siswa dan *sample* referensi dengan tingkat akurasi yang tinggi, menggunakan pendekatan jarak *Euclidean* dan ambang batas kemiripan sebesar 0,75. Hasil ini membuktikan bahwa apa yang telah dirumuskan dalam tujuan penelitian pada bagian pendahuluan—yakni menghadirkan alat bantu objektif untuk guru dalam menilai keaslian tugas siswa—dapat direalisasikan secara fungsional dan efektif.

Implementasi sistem ini menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* memiliki potensi besar dalam menjawab tantangan akademik terkait integritas dan objektivitas penilaian. Tidak hanya dapat mendeteksi kemiripan pola tulisan secara otomatis dan cepat, tetapi sistem juga menyajikan dokumentasi digital terstruktur yang dapat dimanfaatkan oleh guru sebagai arsip atau bahan evaluasi.

Ke depan, sistem ini dapat dikembangkan lebih lanjut melalui penerapan arsitektur *CNN* yang lebih kompleks, integrasi fitur *multi-modal* seperti tekanan pena atau urutan goresan, serta uji coba pada skala institusional yang lebih luas. Dengan efektivitas metode *CNN-SN* dalam studi ini dan keberhasilan

(Indah Rahayu)

implementasi sejenis pada domain otentikasi dokumen (Jambhale et al., 2021; Ahrabian & BabaAli, 2019), sistem ini memiliki potensi untuk diadopsi lebih luas dalam pendidikan dan sektor administratif.

REFERENSI

- Adak, C., Marinai, S., & Chaudhuri, B. B. (2018). Offline Bengali writer verification by PDF-CNN and Siamese net. *Proceedings of the IEEE International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*. <https://doi.org/10.1109/DAS.2018.33>
- Afzali, P., & Rezapour, A. (2024). Leveraging deep feature learning for handwriting biometric authentication. *Research in Intelligent and Embedded Systems*, 13(1), 88-103. <https://doi.org/10.22105/riej.2024.432510.1412>
- Ahrabian, K., & BabaAli, B. (2019). Usage of autoencoders and Siamese networks for online handwritten signature verification. *Neural Computing and Applications*, 31, 9321-9334. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3844-z>
- Dlamini, N., & Van Zyl, T. L. (2019, November). Author identification from handwritten characters using Siamese CNN. In *2019 international multidisciplinary information technology and engineering conference (IMITEC)* (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IMITEC45504.2019.9015897>
- Du, W., Fang, M., & Shen, M. (2017). Siamese convolutional neural networks for authorship verification. *Stanford CS231n Report*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hadsell, R., Chopra, S., & LeCun, Y. (2006, June). Dimensionality reduction by learning an invariant mapping. In *2006 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'06)* (Vol. 2, pp. 1735-1742). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2006.100>
- Jambhale, T., Sharma, L., Narayan, P., & Vijayarajan, V. (2021, December). One shot verification of handwritten signatures using Siamese networks. In *2021 International Conference on Advances in Computing, Communication, and Control (ICAC3)* (pp. 1-7). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICAC353642.2021.9697248>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1097-1105.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Sharma, N., Gupta, S., Mohamed, H. G., & Anand, D. (2022). Siamese convolutional neural network-based twin structure model for independent offline signature verification. *Sustainability*, 14(18), 11484. <https://doi.org/10.3390/su141811484>
- Suteddy, W., Agustini, D. A. R., & Atmanto, D. A. (2024). Offline handwriting writer identification using depth-wise separable convolution with Siamese network. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 8(1), 535-541. <https://dx.doi.org/10.62527/joiv.8.1.2148>
- Vorugunti, C. S., Mukherjee, P., & Pulabaigari, V. (2019, September). OSVNet: Convolutional Siamese network for writer-independent online signature verification. In *2019 international conference on document analysis and recognition (ICDAR)* (pp. 1470-1475). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2019.00236>
- Xiao, W., & Ding, Y. (2022). A two-stage Siamese network model for offline handwritten signature verification. *Symmetry*, 14(6), 1216. <https://doi.org/10.3390/sym14061216>
- Zhang, Y., Wang, X., & Lin, D. (2019). Curriculum learning for Siamese neural networks in visual tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(12), 2987-3001.