

ANALISIS PERFORMANSI METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) DALAM MENDETEKSI KEASLIAN DAN NOMINAL CITRA UANG KERTAS RUPIAH

Jonathan Andrew Pandapotan Simarmata¹, Achmad Zuchriadi P¹, Fajar Rahayu I.¹
Program Studi Teknik Elektro, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jakarta, Jakarta Selatan¹
email : jonathan.andrew.ps@upnvj.ac.id

Abstrak

Sulitnya membedakan uang asli dengan palsu mengharuskan masyarakat untuk meningkatkan kewaspadaannya terhadap keaslian uang yang dimiliki. Terlebih pengecekan keaslian uang secara manual terbilang kurang efektif dan efisien karena apabila dilakukan dalam jumlah banyak memakan waktu dan cukup membuang energi. Akibatnya, sistem deteksi keaslian uang kertas rupiah perlu dibuat dan sistem ini juga dapat digunakan dalam perangkat atau mesin transaksi tunai untuk implementasi lebih lanjut. *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) merupakan algoritma *Deep Learning* dan *Machine Learning* yang sering digunakan dalam memecahkan permasalahan klasifikasi citra dan deteksi objek. Pada penelitian ini akan dilakukan proses klasifikasi pada citra uang kertas rupiah dengan menggunakan kumpulan data citra uang kertas rupiah untuk melakukan klasifikasi pada 6 kelas citra uang kertas rupiah yaitu 20.000 Asli, 20.000 Palsu 50.000 Asli, 50.000 Palsu 100.000 Asli, dan 100.000 Palsu dengan menggunakan metode CNN dan SVM. Metode CNN dapat melakukan klasifikasi citra dengan akurasi sebesar 98.33%, sedangkan metode SVM dapat melakukan klasifikasi dengan akurasi sebesar 96.67%.

Kata kunci: Uang Kertas Rupiah, Klasifikasi Citra, *Support Vector Machine* (SVM), *Deep Learning*, *Machine Learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN).

Abstract

The difficulty of distinguishing real money from fake requires people to increase their caution about the authenticity of the money they own. Most verification of the authenticity of money manually is said to be less effective and efficient because when done in a huge amount of time and enough energy is wasted. As a result, the authenticity of the detection system for rupiah banknotes needs to be established, and this system can also be used in devices or cash transaction machines for further implementation. Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) are deep learning and machine learning algorithms that are often used in solving problems of image classification and object detection. This study will carry out the process of classification on the image of the rupiah with the use of the collection of data on the image of the rupiah to classify the six classes of image rupiah that are 20,000 Genuine, 20,000 Counterfeit, 50,000 Genuine, 50,000 Counterfeit, 100,000 genuine, and 100,000 Counterfeit using the methods of CNN and SVM. The CNN method can classify images with an accuracy of 98.33%, while the SVM method can conduct classifications with a precision of 96.67%.

Keywords: *Rupiah Banknotes, Image Classification, Convolutional Neural Network (CNN), Support Vector Machine (SVM), Deep Learning, Machine Learning*

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi semakin pesat terkhusus di bidang komunikasi dan informasi. Oleh karena itu, informasi dan komunikasi sangat mudah dan sangat cepat terjadi pada setiap orang. Hal tersebut sangat berpengaruh pada segala aspek

di kehidupan yang terjadi setiap hari. Namun, teknologi yang berkembang saat ini baik secara langsung maupun tidak langsung menjadi pedang bermata dua. Hal tersebut karena kemajuan perkembangan teknologi yang dapat mendorong dan mempermudah peningkatan kesejahteraan

serta kemajuan dalam peradaban manusia, sekaligus menjadikannya sebagai alat yang efektif untuk melakukan kegiatan ilegal/melawan hukum.

Dengan perkembangan dari teknologi saat ini, kejahatan yang disebabkan oleh penggunaan perkembangan teknologi juga semakin meningkat. Tindak pidana yang dimaksud merupakan perbuatan yang bertentangan dengan aturan hukum dan dapat meresahkan masyarakat. Salah satunya pada bidang ekonomi, dimana tindak pidana dengan memanfaatkan perkembangan teknologi yang sering terjadi adalah pembuatan uang palsu. Peredaran uang kertas palsu umumnya terdiri dari pecahan Rp. 1.000 hingga pecahan Rp. 100.000 dengan jumlah banyaknya yang berbeda-beda. Sulitnya dalam membedakan uang rupiah asli dengan yang palsu membuat masyarakat harus meningkatkan kewaspadaannya terhadap keaslian uang yang diterima setiap bertransaksi. Meskipun saat ini sudah banyak diterapkan transaksi non-tunai namun keberadaan transaksi tunai masih diperlukan dalam beberapa bidang.

Dalam melakukan proses deteksi keaslian uang kertas rupiah, terdapat beberapa metode yang dapat dilakukan salah satunya yaitu deteksi citra. Sistem pengolahan citra pada penelitian ini difokuskan pada perbandingan antara metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk sistem pengolahan citra ini. Hal ini didasari untuk mendapatkan metode klasifikasi terbaik yang digunakan pada sistem pengolahan citra uang kertas.

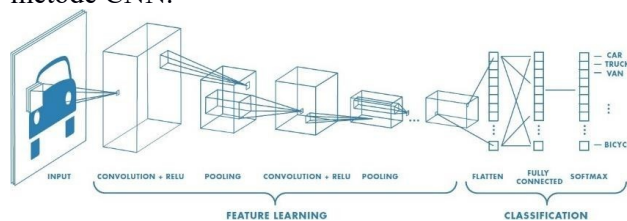
Beberapa metode yang telah digunakan dalam studi literatur pada deteksi citra uang kertas dengan menggunakan model *vgg16* pada metode CNN untuk uang kertas negara India (Kamble et al., 2019), menggunakan metode k-NN dan CNN untuk uang kertas negara India (Chowdury et al., 2020), menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) untuk uang kertas negara Etiopia (Tessfaw, E.A., 2018) dan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur *Gray-Level Co-occurrence matrix* (GLCM) (Sekarani et al., 2020).

TINJAUAN PUSTAKA

Convolutional Neural Network

Salah satu algoritma *deep learning* yang memiliki konsep seperti *Multi Layer Perceptron* (MLP), *Convolutional Neural Network* (CNN), memproses data menjadi representasi dua dimensi seperti gambar atau suara. Menggunakan teknik pembelajaran terstruktur (*supervised learning*), CNN digunakan untuk mengkategorikan data label. Variabel yang ditargetkan dan data terlatih

menjadi aspek penting dengan tujuan dari metode ini adalah untuk mengelompokkan suatu data pada kategori data yang sudah ada. Untuk deteksi, identifikasi, dan segmentasi objek, metode CNN sering digunakan. CNN menggunakan data gambar untuk belajar secara langsung sehingga menghilangkan persyaratan untuk ekstraksi fitur terpisah. Terdapat beberapa langkah dan perencanaan arsitektur yang dapat digunakan secara teknis pada CNN. Sebuah peta fitur atau feature map berupa beberapa tabel merupakan tahapan dalam pemrosesan suatu masukan (*input*) hingga ke masukan (*output*). Sebuah CNN terdiri dari beberapa jenis layer, yaitu *Convolutional Layer*, *Max Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer* (Kamble K., 2019). Ketiga lapisan utama tersebut terbagi pada proses *feature learning* dan *classification* dalam skema perancangan arsitektur metode CNN.



Gambar 1. Arsitektur pada *Convolutional Neural Network*

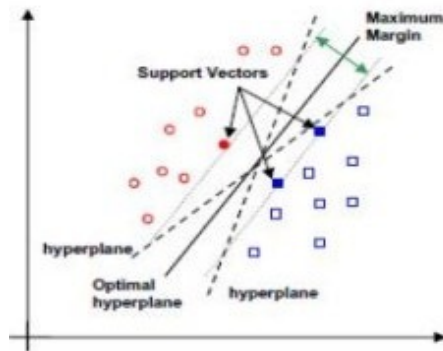
Principles Component Analysis

Secara umum, *Principles Component Analysis* (PCA) adalah transformasi ruang vektor yang digunakan untuk mengurangi ukuran kumpulan data yang sangat besar. Dengan pemetaan, data asli dengan banyak variabel dapat diinterpretasikan menjadi beberapa hanya variabel. Tujuan dari metode ini adalah untuk menemukan komponen utama yang akan digunakan. PCA biasanya digunakan untuk mengurangi atau memilih fitur dalam data tanpa mengubah karakteristik data secara signifikan.

Support Vector Machine

Tujuan utama dari *Support Vector Machine* (SVM) adalah untuk mengidentifikasi *hyperplane* terbaik di ruang input pemisahan setiap kelas. Dengan menggunakan fungsi *kernel* untuk menentukan margin maksimum dari *hyperplane*, maka akan didapat *hyperplane* optimal. Data yang telah diproses ke dimensi yang lebih lanjut menggunakan *hyperplane* dipisahkan menggunakan teknik *kernel*. Seperti yang ditunjukkan pada gambar 2, dengan memaksimalkan jarak antara *hyperplane* dan margin didapatkan akurasi tertinggi dapat diperoleh. Dalam SVM mencoba untuk menemukan fungsi *splitter* atau pemisah sebagai

batasan setiap kelas, yaitu pemisahan kelas berbeda dengan optimalisasi *hyperplane*.



Gambar 2. *Hyperplane* pada *Support Vector Machine*

Confusion Matrix

merupakan metode untuk mendapatkan hasil prediksi dari pelatihan model yang telah dijalankan. Hasil dari *confusion matrix* merupakan hasil klasifikasi sistem yang telah melakukan prediksi pada data kemudian dikategorikan terhadap data aktual. Hasil dari *confusion matrix* akan ditampilkan seperti pada tabel 1, dimana TP (*true positive*) adalah data aktual positif yang diprediksi benar, FP (*false positive*) adalah data aktual negatif yang diprediksi positif, FN (*false negative*) adalah data aktual positif yang diprediksi negatif, dan TN (*true negative*) adalah data aktual negatif yang diprediksi benar.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

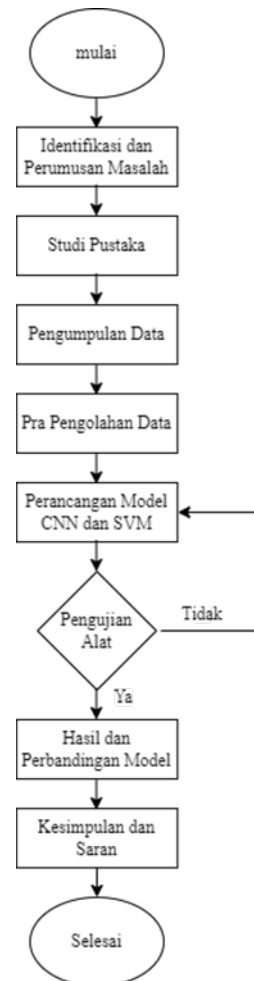
		Predicted Value	
		Positive (0)	Negative (1)
Actual Value	Positive (0)	TP	FN
	Negative (1)	FP	TN

Sumber: Sekarani et al.(2019)

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi pada penelitian ini dibagi dalam beberapa tahapan utama yaitu *pre-research* di lakukannya identifikasi masalah, perumusan masalah, studi literatur terkait penelitian yang memiliki relevansi terhadap topik yang sedang dibahas. Selanjutnya adalah pengambilan data menggunakan kamera *smartphone* dengan bantuan fitur *night mode* serta jarak pengambilan ± 22 sentimeter diatas objek pada bagian depan dan belakang uang kertas rupiah. Setelah pengambilan data, dilanjutkan *pre-processing* data, yakni tahapan pengolahan data sebelum di *training*, tujuannya untuk menyesuaikan ukuran masukan (*input*) pada data citra dan membantu meningkatkan akurasi dari prediksi model yang telah dibuat. Setelah tahap *pre-processing* data

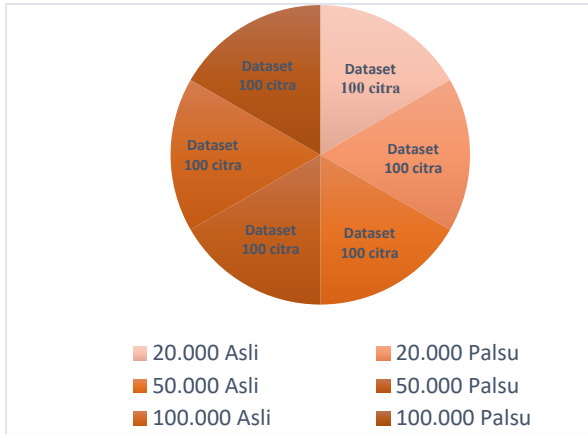
dilanjutkan ke tahap *training* dengan menyesuaikan dan mengkonfigurasi parameter yang digunakan pada masing – masing metode CNN dan SVM. Dilanjutkan pada fase pengujian alat/sistem, Pengujian dilakukan untuk memeriksa rancangan *software* dapat berjalan dengan baik atau tidak. Pengujian pada penelitian ini ditinjau berdasarkan percobaan pelatihan model apakah model termasuk *good fit* atau mengalami eror (*overfitting* atau *underfitting*). Berikutnya dilanjutkan dengan evaluasi model untuk mengevaluasi model terhadap kriteria yang di tetapkan pada masing – masing metode CNN dan SVM, apabila model telah memenuhi kriteria yang ditentukan dilakukan pembahsan terkait kinerja model pada masing – masing metode CNN dan SVM dalam penerapan sistem deteksi citra uang kertas rupiah.



Gambar 3. Diagram Alir Penelitian

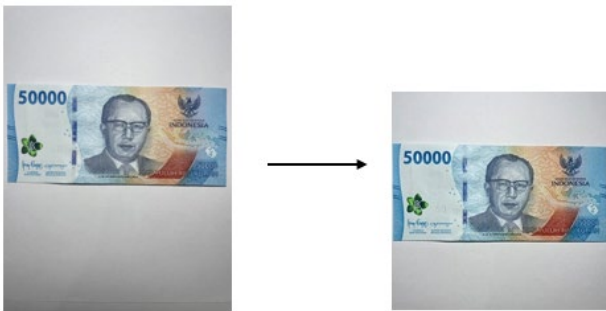
ANALISIS DAN PEMBAHASAN DATA

Data citra yang digunakan merupakan citra uang kertas rupiah bagian depan dan bagian belakang yang terdiri dari 600 citra terbagi pada 6 kelas yaitu 20.000 Asli, 20.000 Palsu, 50.000 Asli, 50.000 Palsu, 100.000 Asli, dan 100.000 Palsu.



Gambar 4. Pembagian Dataset pada setiap kelas dari total 600 citra

Citra yang memiliki resolusi yang besar dan berbeda perlu disesuaikan agar menjadikan proses pengolahan data lebih cepat. Pada penelitian ini, dilakukan proses *cropping* pada ukuran panjang dan lebar citra dengan rasio 1 : 1 dan *resizing* sebesar 299×299 pixels.



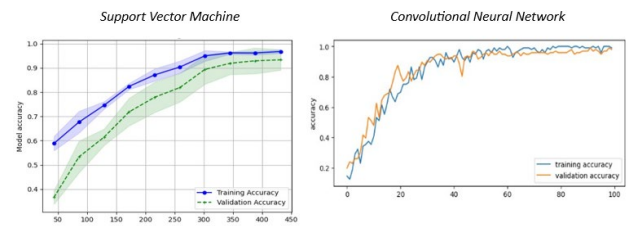
Gambar 5. *Cropping & Resizing Dataset*

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80% : 20%. Data yang terbaca yaitu 80 citra data latih dan 20 citra data uji untuk masing – masing enam kelas. Rasio pembagian dataset ini akan digunakan pada kedua metode yaitu CNN dan SVM. Selanjutnya masuk proses training pada model CNN, arsitektur yang dibuat pada penelitian ini menggunakan 3 layer konvolusi dan 3 layer pooling lalu sesudah itu diklasifikasikan pada layer *fully connected* untuk menghasilkan bobot pada setiap kelas citra uang kertas. Proses pelatihan model CNN menggunakan parameter *learning rate* sebesar 0.001 dan *epochs* sebanyak 100 *epochs*.

Sedangkan proses training pada model SVM dilakukan dengan seleksi fitur menggunakan PCA untuk mempercepat proses interpretasi data masukan saat proses klasifikasi menggunakan SVM berlangsung. *Hyperparameter* yang digunakan untuk menentukan *hyperplane* yaitu penggunaan margin (c) sebesar 1 dan kernel rbf sebagai fungsi *splitter* untuk setiap kelas yang diklasifikasikan oleh metode SVM

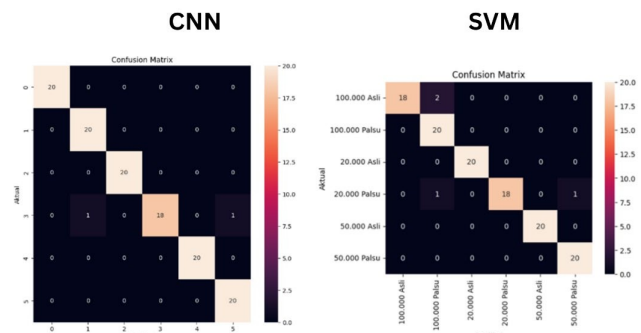
Hasil akurasi yang didapat pada proses CNN yaitu sebesar 98.33% dan untuk metode SVM hasil akurasi yang didapat yaitu sebesar 96.67%. Untuk melihat model yang dibuat sudah baik atau tidak, digunakan grafik *accuracy* pada masing – masing metode CNN dan SVM.

Pada grafik yang terdapat di gambar 9, dilihat bahwa kurva akurasi training tidak jauh dengan kurva akurasi validasi/testing. Hal ini menandakan bahwa model model sudah *good fit*, tidak mengalami *overfitting* ataupun *underfitting*. Artinya, model dapat berjalan dengan baik tanpa error yang signifikan.



Gambar 6. Grafik Pelatihan SVM dan CNN

Selanjutnya dilakukan pembuatan *confusion matrix* sebagai pengujian pada masing – masing model CNN dan SVM. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang berjumlah 20 citra pada setiap kelas. Pengujian model pada CNN dilakukan pada 6 kelas citra uang kertas rupiah, dimana terdapat 5 kelas yang berhasil melakukan prediksi benar terhadap data aktual (*true positive*) masing – masing sejumlah 20 citra dan terdapat 1 kelas yang berhasil melakukan prediksi benar terhadap data aktual (*true positive*) sejumlah 18 citra. Artinya pada metode CNN terdapat 2 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi. Untuk model pada metode SVM, pengujian terhadap 6 kelas citra uang kertas rupiah terdapat 4 kelas yang berhasil melakukan prediksi benar terhadap data aktual (*true positive*) masing – masing sejumlah 20 citra dan terdapat 2 kelas yang berhasil melakukan prediksi benar terhadap data aktual (*true positive*) sejumlah 18 citra. Artinya pada metode SVM terdapat 4 citra pada 2 kelas yang mengalami kesalahan klasifikasi. Dari pengujian ini menunjukkan bahwa metode CNN lebih unggul dibandingkan dengan SVM.



Gambar 7. *Confusion Matrix* CNN dan SVM

Pengimplementasian penelitian ini dilakukan dengan penerapan pada *mobile apps* yang dapat digunakan pada sistem *mobile* berbasis *android*, model terbaik yang diambil pada penelitian ini yaitu model CNN dengan nilai *accuracy* sebesar 98.33% menggunakan software Android Studio. Tampilan *mobile apps* terdiri atas dua tampilan yakni, tampilan awal dan tampilan utama. Tampilan awal ini merupakan pembuka ketika memasuki aplikasi. Tampilan ini akan muncul beberapa detik lalu melanjutkan ke tampilan berikutnya.



Gambar 8. Tampilan awal *mobile apps*

Tampilan utama merupakan halaman yang terbuka setelah tampilan awal pada aplikasi. Pada tampilan ini digunakan sistem klasifikasi menggunakan model terbaik yaitu model CNN yang telah dibuat sebelumnya. Untuk melakukan unggah gambar dapat menggunakan ambil gambar menggunakan kamera pada *smartphone* atau menggunakan gambar yang terdapat pada *gallery smartphone*.



Gambar 9. Tampilan utama *mobile apps*.

Dalam beberapa kali percobaan seperti contoh pada gambar dibawah ini dapat disimpulkan

bahwa pendeteksian uang dengan berbagai latar belakang citra yang berbeda dapat membuat sistem kurang maksimal dalam melakukan klasifikasi. Hal ini dapat dikarenakan minim nya variasi dari input dataset maupun minimnya pengembangan pra-pengolahan data yang menyebabkan sistem hanya mengenali data yang berlatar identik.



Gambar 10. Hasil Percobaan Klasifikasi Uang Kertas Rupiah pada *Mobile Apps*

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Sistem klasifikasi citra uang kertas rupiah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) mampu menghasilkan model yang baik. Nilai *accuracy* yang didapat sebesar 98.33% untuk algoritma CNN dan 96.67% untuk algoritma SVM. Dalam hal pengolahan citra uang kertas rupiah, algoritma CNN memiliki nilai akurasi yang lebih unggul.
2. Pengimplementasian model dalam mendeteksi keaslian dan nominal uang kertas rupiah pada suatu *mobile apps* dapat digunakan namun kurang maksimal. Hal ini dikarenakan minim nya variasi dari input *dataset* maupun minimnya pengembangan pra-pengolahan data yang menyebabkan sistem hanya mengenali data yang berlatar identik.

DAFTAR PUSTAKA

- Chowdhury, U. R., Jana, S., & Parekh, R. (2020). Automated System for Indian Banknote Recognition using Image Processing and Deep Learning. 2020 International Conference on Computer Science, Engineering and Applications, ICCSEA 2020. <https://doi.org/10.1109/ICCSEA49143.2020.9132850>
- Kamble, K., Bhansali, A., Satalgaonkar, P., & Alagundgi, S. (2019). Counterfeit Currency Detection using Deep Convolutional Neural Network. *2019 IEEE Pune Section*

- International Conference, PuneCon 2019*, 31–34.
<https://doi.org/10.1109/PuneCon46936.2019.9105683>
- Sekarani, F. H., Jayanta, & Chamidah, N. (2020). Mengenali Keaslian Mata Uang Kertas Rupiah Dengan Penerapan Metode Support Vector Machine. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 574–584.
<https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/629>
- Ayalew Tessfaw, E., Ramani, B., & Kebede Bahiru, T. (2018). Ethiopian Banknote Recognition and Fake Detection Using Support Vector Machine. *Proceedings of the International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies, ICICCT 2018, Icicct*, 1354–1359.
<https://doi.org/10.1109/ICICCT.2018.8473013>
- Mounika, K., Aravind, K., Yamini, M., Navyasri, P., Dash, S., & Suryanarayana, V. (2021). Hyperspectral image classification using SVM with PCA. In *2021 6th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)* (pp. 470–475). IEEE.
- Wijayanto, A. A. (2020). Pemalsuan Mata Uang Sebagai Kejahatan Di Indonesia. *Jurnal Hukum Khaira Ummah Vol. 15. No. 1 March 2020*, 15(1).
<http://dx.doi.org/10.26532/khaum.v15i1.2306>
- Chen, J., & Jenkins, W. K. (2017). Facial recognition with PCA and machine learning methods. *Midwest Symposium on Circuits and Systems, 2017-August*, 973–976.
<https://doi.org/10.1109/MWSCAS.2017.8053088>
- Fadilah, N. I., Rahayudi, B., & Furqon, M. T. (2018). Implementasi Algoritme Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasi Penyakit Dengan Gejala Demam. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(11), 5619–5625.
- Adhao, R., & Pachghare, V. (2020). Feature selection using principal component analysis and genetic algorithm. *Journal of Discrete Mathematical Sciences and Cryptography*, 23(2), 595–602.
<https://doi.org/10.1080/09720529.2020.1729507>
- Velasco, J., Pascion, C., Alberio, J. W., Apuang, J., Cruz, J. S., Gomez, M. A., Molina, B., Tuala, L., Thio-Ac, A., & Jorda, R. (2019). A smartphone-based skin disease classification using mobilenet CNN. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(5), 2632–2637.
<https://doi.org/10.30534/ijatcse/2019/116852019>
- Bushra, K. F., Ahamed, M. A., & Ahmad, M. (2021). Automated detection of COVID-19 from X-ray images using CNN and Android mobile. *Research on Biomedical Engineering*, 37(3), 545–552.
<https://doi.org/10.1007/s42600-021-00163-2>