

Optimization of VGG-16 Accuracy for Fingerprint...

By: JULIAN Supardi

As of: Mar 13, 2025 8:08:47 AM
2,200 words - 19 matches - 15 sources

Similarity Index

12%

Mode: Similarity Report ▾

paper text:

Optimization of VGG-16 Accuracy for Fingerprint Pattern Imager Classification Agus Andreansyah[1]*, Julian Supardi[2] Departemen Magister of Computer Science[1], [2] University of Sriwijaya Palembang, Indonesia agusandreansya@gmail.com[1] Abstract— Fingerprint is a unique biometric identity commonly used as evidence in court. However, its quality can decline due to external factors such as uneven surfaces, weather conditions, or distortion. The dataset used in this study is FVC2000. Convolutional Neural Networks (CNN) were applied for fingerprint image enhancement and classification, focusing on patterns such as whorl, arch, radial loop, ulnar loop, and twinted loop. This research optimized the VGG-16 model by adding several hyperparameters. The results showed the highest accuracy of 100% on the testing data with a learning rate of 0.0001, using 50 epochs and a training-to-validation data split ratio of 80%:10% from a total of 400 fingerprint image pattern data. These findings demonstrate that the VGG-16 model successfully classified fingerprint images with optimal performance, contributing significantly to the development of CNN-based fingerprint classification systems. Keywords— Fingerprint, Optimization, Classification, VGG-16. CNN I.

INTRODUCTION Identifikasi citra pola sidik jari sangat penting dalam proses mengetahui identitas seseorang dan dapat menjadi alat bukti fisik yang sah untuk diproses di pengadilan. Namun,

sidik jari yang ditemukan di tempat kejadian perkara (TKP

8

) sering kali mengalami penurunan kualitas citra akibat beberapa faktor, seperti distorsi karena telah tersentuh oleh orang lain, terhapus, atau karena kulit yang sudah keriput. Untuk memperbaiki kualitas citra dan melakukan klasifikasi pola sidik jari, dapat digunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Metode ini memungkinkan analisis citra sidik jari secara lebih efektif dan akurat, meskipun dengan kualitas citra yang buruk. Dengan demikian, CNN dapat meningkatkan keakuratan dalam identifikasi sidik jari dan membantu dalam proses penyelidikan forensik. Pengolahan citra digital dalam forensik membantu meningkatkan efisiensi polisi dalam mendapatkan bukti yang lebih akurat dan mengurangi kesalahan pengadilan. Peningkatan kualitas citra dan klasifikasi pola sidik jari dapat dilakukan dengan kecerdasan buatan (AI), terutama

menggunakan metode deep learning seperti Convolutional Neural Networks (CNN

11

), yang dapat menganalisis citra seperti manusia. CNN adalah metode deep learning yang terinspirasi oleh fungsi sel otak manusia dan sangat efektif dalam mengklasifikasikan objek dengan data besar. CNN bekerja dengan mengekstraksi dan mengolah fitur dari citra masukan melalui lapisan konvolusi pada neuron. Pada penelitian ini, akan digunakan metode

Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16, yang akan

2

dioptimasi melalui pengaturan hyperparameter dan beberapa skenario percobaan. Skenario tersebut mencakup pengaturan rasio pembagian data pelatihan dan data validasi, serta penyesuaian bobot nilai epoch untuk mencari epoch terbaik. Selain itu, penelitian ini juga akan melakukan percobaan pelatihan dengan berbagai nilai learning rate. Tujuan dari eksperimen ini adalah untuk menentukan konfigurasi yang optimal dalam meningkatkan akurasi klasifikasi pola sidik jari, serta untuk mengetahui pengaruh setiap parameter terhadap kinerja model CNN yang digunakan. Fig. 1. Jenis Pola Citra Sidik Jari II. RESEARCH METHOD Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi citra pola sidik jari

menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16

7

. Dalam proses pelatihan, citra sidik jari akan melalui beberapa tahap, mulai dari convolutional layer, max pooling layer, dropout, flatten, hingga dense layer, dengan output akhir berupa klasifikasi terhadap 5 jenis pola citra sidik jari. Setiap tahap dalam jaringan CNN ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra dan meningkatkan akurasi model dalam mengenali pola sidik jari. Untuk lebih jelasnya, diagram alur dari usulan metode

ini dapat dilihat pada Gambar 2 dan 3

13

. Fig. 2. Usulan Arsitektur VGG-16 Sementara itu, untuk hyperparameter yang diterapkan dalam model CNN jenis arsitektur VGG-16 dapat dilihat pada tabel 1. TABLE I. PARAMETER ARSITEKTUR VGG-16 Lapisan dasar dari model VGG-16 ini memiliki dimensi 7x7 dengan 512 saluran. Setelah diekstraksi, dilanjutkan dengan lapisan konvolusi yang memiliki 32 filter untuk pemrosesan lanjutan. MaxPooling digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari 7x7 menjadi 3x3 dengan tetap mempertahankan 32 filter. Dropout digunakan untuk mencegah overfitting. Pada layer Flatten, data diubah dari bentuk 3x3x32 menjadi satu dimensi dengan 288 unit. Dense merupakan lapisan fully connected yang memiliki 5 keluaran berupa kelas-kelas pola citra sidik jari. Fig. 3. Flowchart training & testing model III. RESULTS AND DISCUSSION Klasifikasi citra jenis pola sidik jari menggunakan deep learning CNN arsitektur VGG-16 didapatkan hasil sebagai berikut: A. Skenario Pelatihan Rasio Pembagian Data Train dan Validation Pembagian data menjadi train dan validation juga berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang diperoleh. Oleh karena itu, pemilihan rasio pembagian yang optimal akan membantu menemukan performa terbaik dalam pembentukan model VGG-16. TABLE II. PEMBAGIAN RASIO DATA Rasio Train : Validation Train Validation Akurasi (%) Testing 60% : 30% 88.25 92.78 93.28 70% : 20% 91.45 97.50 100.00 80%:10% 90.47 97.50 100.00 Tabel menunjukkan bahwa pembagian data dengan rasio 70%:20% dan 80%:10% menghasilkan akurasi terbaik pada model VGG-16, dengan akurasi akhir mencapai 100%. Rasio 60%:30% menghasilkan akurasi yang lebih rendah dibandingkan kedua rasio lainnya. Proses pelatihan menggunakan

learning rate 0.0001 dengan **optimizer adam dan 50 epoch**

3

. B. Skenario Pelatihan dengan Jumlah Epoch yang berbeda Penelitian ini mencoba melakukan skenario dengan menggunakan jumlah epoch yang berbeda, namun tetap

menggunakan optimizer Adam dan nilai learning rate sebesar 0,0001

5

. Jumlah epoch yang diuji terdiri dari 10, 30, dan 50, dengan rasio pembagian data train dan validation sebesar 80%:10%. Percobaan ini dilakukan untuk menentukan jumlah epoch terbaik yang menghasilkan bobot optimal dalam klasifikasi citra pola sidik jari. TABLE III. PERBANDINGAN JUMLAH EPOCH Epoch Accuracy (%) 0.0001 Train Validation Testing 10 55.77 87.50 87.50 30 84.26 97.50 100.00 50 90.47 97.50 100.00 Hasil terbaik pada tabel di atas diperoleh pada penggunaan 50 epoch, dengan akurasi data train mencapai 90,47%, akurasi data validasi sebesar 97,50%, dan akurasi data uji (testing) mencapai 100%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan 50 epoch menghasilkan model yang paling optimal untuk klasifikasi citra pola sidik jari dengan akurasi yang sangat tinggi di semua tahap evaluasi. C. Skenario Pelatihan dengan Learning rate berbeda Percobaan selanjutnya dilakukan dengan melatih model CNN menggunakan arsitektur VGG-16 dengan variasi learning rate yang berbeda. Pada skenario ini, peneliti menggunakan optimizer Adam dengan 50 epoch dan rasio pembagian data train dan validasi sebesar 80%:20%. Learning rate yang diuji terdiri dari 0,0001, 0,001, dan 0,01. Tujuan dari percobaan ini adalah untuk menemukan nilai learning rate yang paling optimal, sehingga dapat meningkatkan kinerja model dalam klasifikasi citra pola sidik jari. TABLE IV. PERBANDINGAN LEARNING RATE Learning Rate Akurasi (%) Train Validation Testing 0.0001 90.47 97.50 100.00 0.01 87.49 87.50 97.50 0.001 99.69 95.00 97.50 Berdasarkan tabel, percobaan menggunakan variasi learning rate menunjukkan hasil akurasi yang berbeda pada model VGG-16 dengan optimizer Adam dan 50 epoch. Pada learning rate sebesar 0,0001, akurasi pada data train mencapai 90,47%, akurasi validasi sebesar 97,50%, dan akurasi testing mencapai 100%, yang merupakan hasil terbaik pada data uji.

Learning rate 0,01 menghasilkan akurasi yang lebih rendah, yaitu

14

87,49% pada data train, 87,50% pada data validasi, dan 97,50% pada data testing. Sementara itu, learning rate 0,001 memberikan akurasi tertinggi pada data train sebesar 99,69%, dengan akurasi validasi 95,00%, dan akurasi testing 97,50%. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa learning rate 0,0001 memberikan akurasi terbaik pada data uji, sedangkan learning rate 0,001 menunjukkan performa terbaik pada data latih. D. Hasil Terbaik Dari berbagai skenario percobaan yang telah dilakukan dengan mengubah berbagai parameter, didapatkan hasil terbaik pada model CNN dengan arsitektur VGG-16. Konfigurasi optimal yang diperoleh adalah menggunakan rasio pembagian data 80%:10%, optimizer Adam, learning rate sebesar 0,0001, dan pelatihan dengan 50 epoch. Berdasarkan konfigurasi ini, kita dapat menganalisis grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan, serta meninjau hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix untuk melihat kinerja model secara keseluruhan dalam klasifikasi citra pola sidik jari. Fig. 4. Grafik akurasi dan loss Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari data dengan baik, ditunjukkan dengan penurunan loss dan peningkatan akurasi yang stabil, serta tidak ada indikasi overfitting yang

kuat karena garis loss dan akurasi untuk training dan validasi tetap berdekatan sepanjang proses pelatihan. sementara itu, untuk hasil confusion matrix nya dapat dilihat pada gambar dibawah ini. Fig.

5. Confusion matrix data testing Berdasarkan confusion matrix

9

ini, model CNN yang digunakan dengan arsitektur VGG-16 sangat efektif dan memiliki akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan pola sidik jari tanpa ada kesalahan. Hal ini menunjukkan bahwa model ini cocok untuk aplikasi klasifikasi sidik jari pada data ini. Tidak ada kesalahan dalam matriks ini, yang berarti model mengklasifikasikan semua pola sidik jari dengan akurat ke dalam kelas masing-masing. IV. KESIMPULAN Berdasarkan beberapa skenario pelatihan

menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG- 16 , diperoleh kesimpulan berikut: **1**

6

. Model berhasil mengklasifikasi semua data pengujian (sebanyak 40 data) sesuai dengan kelas pola sidik jari masing-masing. Ini

menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam

10

mengenal pola sidik jari. 2. Rasio pembagian data terbaik adalah 80%

untuk data pelatihan dan 10% untuk data

15

validasi. Dengan pembagian ini,

model dapat belajar secara efektif **dari data pelatihan** dan tetap **menunjukkan performa**

12

yang baik pada data validasi. 3. Akurasi tertinggi dicapai

. Learning rate ini memungkinkan model belajar secara bertahap tanpa melewati titik optimal, sementara 50 epoch memberikan waktu yang cukup untuk mempelajari pola data tanpa overfitting.

REFERENCES

Albahli, Saleh, 2020, Detection of Coronavirus Disease From X-Ray Images Using Deep Learning and Transfer Learning Algorithms, Journal of X-Ray Science and Technology, Saudi arabia.

Andreansyah, Agus, Rika F, M. Jumnahdi., 2019, Pengenalan Pola Sidik Jari Menggunakan Multi-Class Support Vector Machine, Jurnal Elkha, pp. 79-84.

Andreea Monica Dinca, Lazarescu. dkk., 2022, A Fingerprint Matching Algorithm Using the Combination of Edge Features and Convolution Neural Network, MDPI Inventions, Romania, Pp. 39.

Arnita, Faridawaty, dkk, 2022, Computer Vision dan Pengolahan Citra Digital, ISBN 978-623-8230-27-3, Pustaka Aksara.

B. Bakhshi dan H, Veisi, 2017, End to End Fingerprint Verification Based on Convolutional Neural Network, in 27th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2019), Tehran, pp. 1994 -1998.

Cholussodin, Imam et al, 2020, Buku Ajar AI, Machine Learning & Deep Learning, Filkom, Universitas Brawijaya.

Cimtay, Yucel et al, 2021, Fingerprint Pattern Classification by Using Various Pre-Trained Deep Learning Networks, European Journal of Science and Technology (EJOSAT), Special Issue 24, pp. 258-261.

Emil Naf'an, et al, 2022, Dasar-dasar Deep Learning dan Contoh Aplikasinya, Penerbit: CV. Mitra Cendekia Media, Sumatra Barat.

Garg, Reena et al, 2024, Fingerprint Recognition Using Convolution Neural Network with intevesion and augmented techniques, Journal Elsevier, India.

Hadaris, Arisy Nabawi, 2020, Modul Daktiloskopi antara Tantangan, Peluang dan Harapan, Badan Pengembangan Sumber Daya Manusia Hukum dan Hak Asasi Mnausia Kementerian Hukum dan Hak Asasi Manusia Republik Indonesia, ISBN 978-623-6869-37-6, Percetakan Pohon Cahaya.

Hidayatullah, priyanto., 2023, Buku Sakti Deep Learning, Penerbit Stunning Vision AI Academy.

Hirsi Mohamed, 2021, Fingerprint Classification Using Deep Convolutional Neural Network, ISSN: 2329-1613, Journal of Electrical and Electronic Engineering, Turkey.

Indonesia, Undang-Undang tentang Kitab Undang-Undang Hukum Acara Pidana, UU No. 8 Tahun 1981, LN No. 76 Tahun 1981, Psl. 184.

Irsyad, Rahadian, 2018, Penggunaan Python Web Framework Flask untuk Pemula, Laboratorium Telematika, Institut Teknologi Bandung.

Liyananta, Mohammad et al, 2024, Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan CNN dengan Arsitektur Resnet 50, Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains, Universitas Nusantara PGRI Kediri.

M. Galar et al, 2015, A Survey of Fingerprint Classification Part II: Experimental Analysis and ensemble proposal, Knowledge Based Systems, Vol. 81, pp. 98-116.

Purba, Nelvitia., Amran Basri, dkk., 2017, Kejahatan dan Penjahat dari Aspek Kriminologi, Mahara Publishing, ISBN 978-602-6914-78-1, Tangerang, Banten.

Putra, Jan Wira Gotama, 2020, Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesindan Deep Learning, wiragotama.github, Tokyo, Jepang.

Raharjo, Budi, 2022, Deep Learning dengan python, Penerbit: Yayasan Prima, ISBN: 978-623-5734-33-0, Semarang.

Ramesh Chandra Sahoo, dkk. 2019. Application of Deptwise Separable Convolutional Neural Network for Distorted Fingerprint Images, International Journal of control and automation. Vol. 12, No.6, pp. 448-455.

Sidik, Farih Maulana, 2024, 8 Kasus Pembunuhan Bikin Geger dalam Dua Pekan Terakhir, detiknews, diakses pada tanggal 8 Juni 2024 pada laman <https://news.detik.com/berita/d-7334539/8-kasus-pembunuhan-bikin-geger-dalam-2-pekan-terakhir/1>

Santoso, Joseph Teguh, 2022, Proyek Coding dengan Python, Penerbit: Yayasan Prima, ISBN: 978-623-5734-31-6, Semarang.

Satriawan, Akbar Muhammad dan Wijang, 2023, Klasifikasi Pengenalan Wajah untuk Mengetahui Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network, Jurnal Algoritma, Vol. 4, No. 1, pp. 43-52.

Shrestha and B.K Malla, 2019, Study of Fingerprint Pattern in Population of a Community, J Nepal Med Assoc, Vol. 57 No. 219.

Supardi, Julian and Shi-Jinn Horng, 2019, Very Small Image Face Recognition Using Deep Convolutional Neural Network, Journal of Physisc: Conference Series 1196 (ICONISCSE).

Syarif Hartawan, Muhammad., Suhardjono, dkk., 2022, Digital Forensik, ARS Training, Triwani, Pemeriksaan Dermatoglifi sebagai Alat Identifikasi dan Diagnostik, Fakultas Kedokteran, Universitas Sriwijaya, Palembang.

Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi dan Komputer), Volume XX, Nomor XX, PP XX Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi

4

dan Komputer), Volume XX, Nomor XX, PP XX

1

Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi dan Komputer), Volume XX, Nomor XX, PP XX

1

Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi dan Komputer), Volume XX, Nomor XX, PP XX

p-ISSN 2301-7988, e-ISSN 2581-0588 DOI : 10.32736/sisfokom.xx.xx, Copyright ©2020 Submitted : , Revised : , Accepted : , Published : 1

1

p-ISSN 2301-7988, e-ISSN 2581-0588 DOI : 10.32736/sisfokom.xx.xx, Copyright ©2020 Submitted : , Revised : , Accepted : , Published : 2

1

p-ISSN 2301-7988, e-ISSN 2581-0588 DOI : 10.32736/sisfokom.xx.xx, Copyright ©2020 Submitted : , Revised : , Accepted : , Published : 3 p-ISSN 2301-7988, e-ISSN 2581-0588 DOI : 10.32736/sisfokom.xx.xx, Copyright ©2020 Submitted : , Revised : , Accepted : , Published : 4

sources:

1

62 words / 4% - Internet from 07-Jul-2024 12:00AM
eprints.uad.ac.id

2

10 words / 1% - Internet from 02-May-2024 12:00AM
ejournal.instiki.ac.id

3

15 words / 1% - Crossref
[Alfataniah Nur Fajrina, Zein Hanni Pradana, Sevia Indah Purnama, Shinta Romadhona. "Penerapan Arsitektur EfficientNet-B0 Pada Klasifikasi Leukimia Tipe Acute Lymphoblastik Leukimia", Jurnal Riset Rekayasa Elektro, 2024](#)

4

14 words / 1% - Internet from 16-Apr-2024 12:00AM
jurnal.atmaluhur.ac.id

5

9 words / 1% - Internet from 26-Nov-2022 12:00AM
eprints.mercubuana-yogya.ac.id

6

9 words / 1% - Internet from 02-Nov-2022 12:00AM
jtiik.ub.ac.id

7

9 words / 1% - Internet from 17-Dec-2022 12:00AM
repository.ittelkom-pwt.ac.id

8

9 words / 1% - Internet from 14-Jul-2021 12:00AM
repository.unissula.ac.id

9

8 words / < 1% match - Internet from 20-Dec-2023 12:00AM
ejournal.instiki.ac.id

10

8 words / < 1% match - Internet from 14-Sep-2021 12:00AM
123dok.com

11

8 words / < 1% match - Internet from 20-Jun-2023 12:00AM
digilib.unila.ac.id

12

8 words / < 1% match - Internet from 02-Mar-2025 12:00AM
ejurnal.seminar-id.com

13

8 words / < 1% match - Internet from 06-Nov-2020 12:00AM
konsultasiskripsi.com

14

8 words / < 1% match - Internet
[Ikhwanul Akhmad. DLY, -. "Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data", 2023](#)

7 words / < 1% match - Crossref

[Afriani Afriani, Herry Sujaini, Niken Candraningrum. "Analisis Perbandingan Metode Pengklasifikasi Gambar Jenis Tulisan Kaligrafi Arab", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika \(JEPIN\), 2024](#)
