

KLASIFIKASI KINSHIP KELUARGA HOLLYWOOD DENGAN METODE VISUAL GEOMETRY GROUP-SUPPORT VECTOR MACHINE

Jericho^{1*)}, & Yohannes²

^{1,2} Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang
^{1*)}jerichohuang26@gmail.com, ²yohannesmasterous@mdp.ac.id

Kata kunci:

kinship; PCA; support vector machine; visual geometry group

Abstract: Kinship is an essential relationship for family and is obtained through descent from parents to children. This offspring is called genetic, which is a gene that can be given to children, the gene can affect the child to provide features that are similar to their parents, such as hair color, eye color, and so on. There are studies that can determine the relationship such as DNA, but this DNA process is long and expensive, so this research was conducted. This study uses VGG-SVM method using Python programming language. The dataset used is Family101 consists of 13703 images, divided into training and testing data with an 80:20 ratio. The research test uses PCA and without PCA to produce accuracy, precision, and recall values. The highest accuracy result is 89,3% without PCA which is 0,7% different from PCA, the highest precision result is 85%, and the highest recall result is 80,4%.

Abstrak: Kinship merupakan hubungan yang penting untuk keluarga dan didapatkan melalui keturunan dari orang tua kepada anaknya. Keturunan ini disebut dengan genetik, yaitu suatu gen yang dapat diberikan kepada anaknya, gen tersebut dapat berpengaruh kepada anaknya karena dapat memberikan fitur yang mirip dengan orang tuanya seperti, warna rambut, warna mata, dan seterusnya. Ada banyak penelitian yang dapat menentukan hubungan tersebut seperti tes DNA, tetapi proses DNA ini sangat lama dan mahal, sehingga penelitian ini dilakukan. Penelitian ini menggunakan metode VGG-SVM dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Dataset yang digunakan adalah Family101 yang terdiri dari 13703 gambar, dan akan dibagi menjadi data training dan testing dengan rasio 80:20. Pengujian untuk penelitian ini adalah dengan menggunakan PCA dan tanpa PCA dan menghasilkan nilai accuracy, precision, dan recall. Hasil akurasi terbesar adalah 89,3% dengan tanpa PCA yang berbeda 0,7% dengan PCA, hasil presisi terbesar adalah 85%, dan hasil recall terbesar adalah 80,4%.

Jericho & Yohannes (2023). Klasifikasi Kinship Keluarga Hollywood dengan Metode Visual Geometry Group-Support Vector Machine. *MDP Student Conference 2023*.

PENDAHULUAN

Kinship adalah sebuah hubungan kekerabatan dalam keluarga, yang dapat dilihat dari keturunan keluarga yang memberikan sebuah genetik dari orang tua kepada anaknya yang dapat memberikan fitur yang sama, seperti contoh warna mata, warna rambut, dan seterusnya. Dalam sebuah keluarga juga ada yang terjadi ketidakpuasan dengan sesama, sehingga melakukan perceraian yang dapat membuat pohon keluarga yang baru dengan berbeda orang tua. Ada juga kejadian dimana keluarga tersebut mengadopsikan anak dari yatim piatu untuk menjadikannya anak mereka. Dengan kejadian tersebut, banyak keluarga yang tidak memiliki hubungan *kinship* [1] [2]. Untuk menentukan hubungan *kinship* dalam suatu keluarga, ada beberapa

cara untuk menentukan hubungan tersebut, salah satunya adalah tes DNA yang dapat dilakukan pada rumah sakit. Tetapi dengan menggunakan tes DNA ini, membutuhkan proses yang sangat lama dan juga membutuhkan biaya yang mahal, sehingga penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode pengenalan wajah yang cepat dan murah.

Terdapat penelitian yang menggunakan citra dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengolah data citra. CNN memiliki banyak arsitektur, salah satunya adalah VGG-16 (*Visual Geometry Group*). Arsitektur VGG-16 banyak digunakan dalam klasifikasi citra dengan hasil akurasi berkisar antara 92,6% hingga 96,3% [3] [4] [5] [6]. VGG-16 dapat menggunakan banyak data untuk diproses seperti model VGG-16 [7] [8]. VGG-16 juga dapat digunakan untuk mendeteksi, mendeteksi, dan mengekstrak fitur wajah manusia dengan akurasi 96% hingga 95,89% [9] [10].

Di antara semua arsitektur CNN, VGG-16 memiliki akurasi tinggi dalam deteksi dan ekstraksi fitur wajah, penelitian oleh [9] membandingkan arsitektur AlexNet, VGG-16, dan ResNet-50. Dengan arsitektur ini, hasil akurasi VGG-16 lebih baik dari arsitektur lainnya sebesar 96%. [11] membandingkan arsitektur CNN dan dari semua arsitektur VGG 16 yang digunakan menghasilkan akurasi yang lebih baik dengan 84%. [12] membandingkan arsitektur CNN untuk mendeteksi wajah manusia. Menurut penelitiannya, VGG-16 memiliki tingkat akurasi yang tinggi yaitu 88%. Dari seluruh penelitian seputar CNN, dapat disimpulkan bahwa metode VGG-16 dapat mendeteksi fitur wajah dan membedakannya dari berbagai kondisi seperti jenis kelamin, ras, dll. VGG-16 juga memiliki waktu komputasi yang cepat dibandingkan dengan arsitektur lain, yaitu 3,5 detik [10]

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi data yang menentukan data mana yang diproses menjadi kelas tertentu [13]. Perbandingan metode klasifikasi tersedia dalam penelitian [9] menggunakan metode SVM, *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Decision Tree* (DT) dan *Logistic Regression* (LR). Hasil klasifikasi metode yang digunakan oleh SVM memberikan akurasi sebesar 96% karena metode SVM dapat mengenali banyak wajah, sehingga dapat mengenali pola wajah yang dilatih dan membuat algoritma pengenalan wajah.

Metode CNN dapat dimodifikasi menjadi metode CNN-SVM dengan metode SVM [3] [14] [15]. Metode CNN-SVM dilakukan dengan cara mengenali wajah menggunakan metode CNN, kemudian hasilnya dimasukkan ke dalam metode SVM untuk mendapatkan model CNN-SVM. Hasil yang diperoleh dengan metode CNN-SVM lebih tinggi dibandingkan dengan metode CNN itu sendiri, dengan akurasi 89% hingga 92%, 94% hingga 96%, dan 95% hingga 98% [3] [14]. Dengan menggunakan metode CNN yang dimodifikasi oleh SVM, hasil akurasinya lebih baik dari metode CNN itu sendiri yaitu 2-3%.

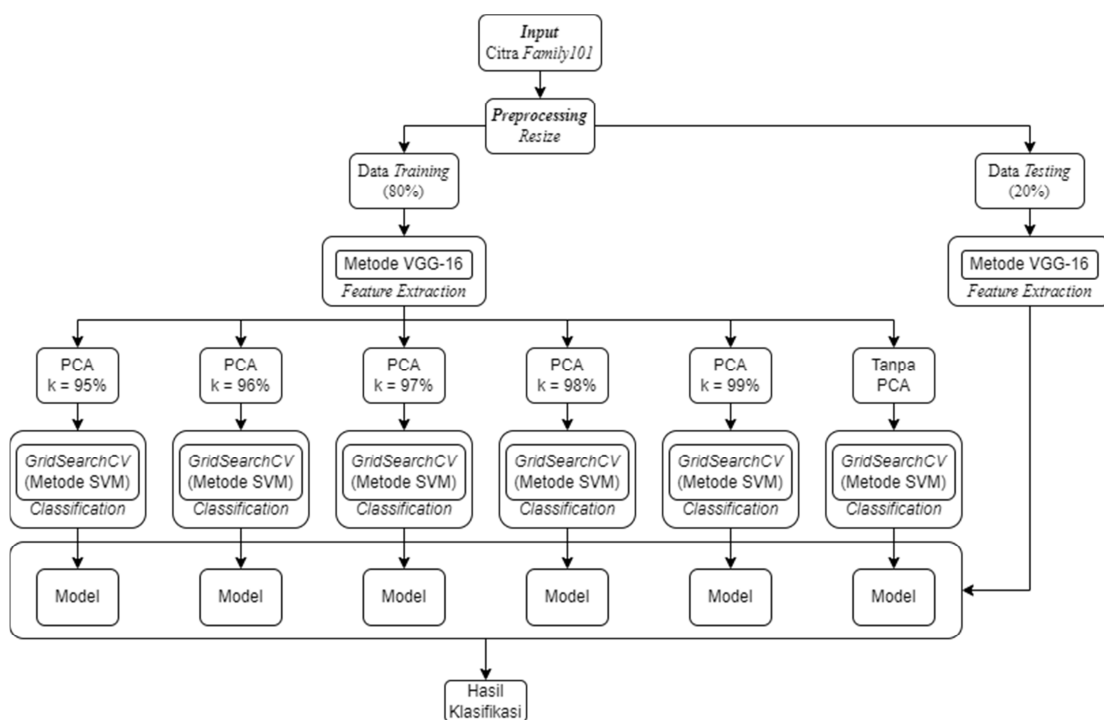
Untuk mengklasifikasikan hubungan keluarga, dilakukan penelitian [16] menggunakan *dataset Family101* [17] dan *Family In the Wild* (FIW) metode yang digunakan adalah *Latent Adaptive Subspace* (LAS) dan dalam penelitian ini penelitian tersebut merupakan perbandingan dengan metode lain, salah satunya adalah VGGFace [18]. VGGFace merupakan metode yang mirip dengan VGG-16. VGG-16 menggunakan model ImageNet berdasarkan objek pada gambar, sedangkan VGGFace menggunakan model FaceNet yang lebih fokus pada wajah pada gambar. Namun VGG Face menghasilkan akurasi yang rendah dibandingkan dengan metode LAS. Maka dari itu, penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan hubungan *kinship* dari keluarga aktor *Hollywood* dengan menggunakan metode VGG-SVM, supaya dapat mempermudah orang lain untuk membedakan anak asli dalam keluarga aktor tersebut dengan anak angkatnya.

METODE

Pada penelitian ini, *dataset* yang digunakan berupa wajah dari keluarga aktor *Hollywood* yang diambil dari *Family101* [17]. Contoh *dataset* dapat dilihat di Gambar 1.

Gambar 1. Contoh *Dataset Family101*

Tahapan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2. Tahapan dimulai dari proses *resize* untuk mengubah dimensi citra menjadi 224x224 piksel. Kemudian akan dipisahkan menjadi 2, yaitu data *training* dan data *testing*. Kedua data tersebut akan masuk ke metode VGG-16 untuk mengekstraksi fitur dari citra yang telah dimasukkan.

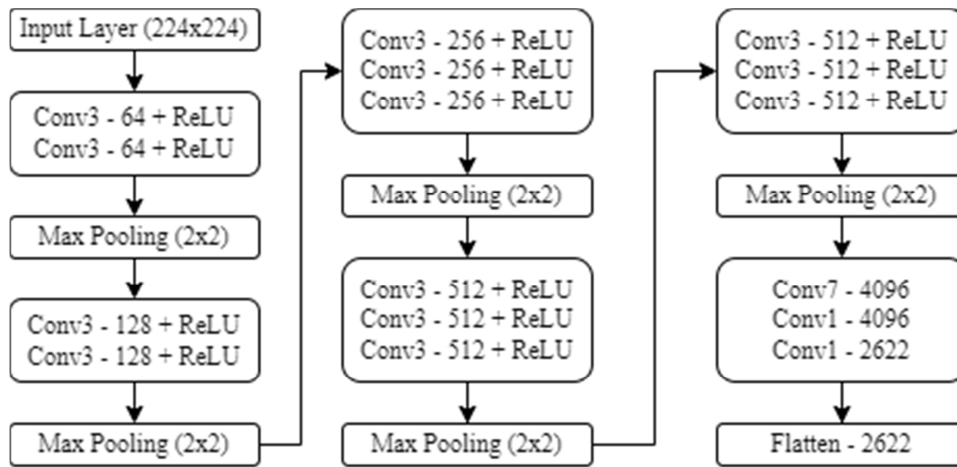


Gambar 2. Rancangan Sistem

Setelah mendapatkan hasil ekstraksi fiturnya, akan masuk kedalam pengujian dengan menggunakan beberapa varians PCA dan parameter-parameter SVM. Varians PCA yang digunakan adalah 95%, 96%, 97%, 98%, dan 99%. Parameter SVM yang digunakan adalah C yaitu 0,1, 1, 10, 100, 1000, γ yaitu 1, 0,1, 0,01, 0,001, 0,0001, dan kernel yaitu RBF, Poly, Linear. Setelah selesai mendapatkan nilai klasifikasi dari data *training* dengan menggunakan SVM, akan diberikan model yang akan dimasukkan data *testing* untuk mendapatkan hasil klasifikasinya yaitu *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

Visual Geometry Group

VGGNet merupakan salah satu arsitektur dari CNN yang digunakan untuk mengekstraksi fitur dari sebuah citra. VGG-16 menggunakan 16 layer yang terdiri dari 9 lapisan konvolusi dengan 4 lapisan *max pooling* dan 3 lapisan untuk *fully connected*. Proses ini digunakan untuk mengekstrak fitur dengan hasil akhirnya menjadi *flatten* atau menjadi 1 dimensi. Proses VGG dapat dilihat pada Gambar 3.

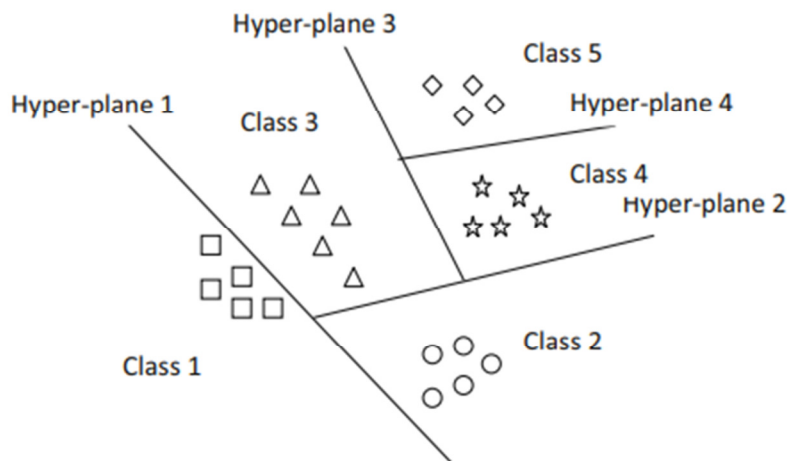


Gambar 3. Proses VGG Sebagai Ekstraksi Fitur

Support Vector Machine

Metode SVM ini digunakan setelah dilakukan ekstraksi fitur dari VGG yang akan menghitung nilai klasifikasinya untuk menghitung tingkat akurasi dari *dataset* yang telah digunakan. Tipe SVM yang digunakan adalah *multiclass* SVM, karena ada banyak kelas dalam *dataset*-nya. Proses SVM dapat dilihat pada Gambar 4 dan rumus SVM dapat dilihat pada persamaan (1).

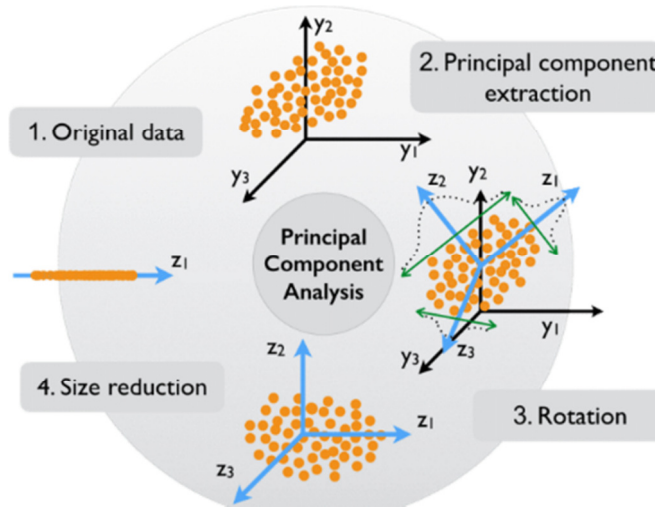
$$\min_{w_{kl}, b_{kl}, \xi^{kl}} \frac{1}{2} \|w_{kl}\|^2 + C \sum_r \xi_r^{kl} \tag{1}$$



Gambar 4. Proses Multiclass SVM

Principal Component Analysis

Proses PCA ini digunakan untuk mereduksikan dimesi data dari citra, supaya mempercepat proses klasifikasi yang dilakukan. Tujuan PCA ini adalah mengurangi data dan menghilangkan redundansi data sehingga mendapatkan hasil seminimal mungkin. Proses PCA dapat dilihat pada Gambar 5 dan persamaan PCA dapat dilihat pada (2).



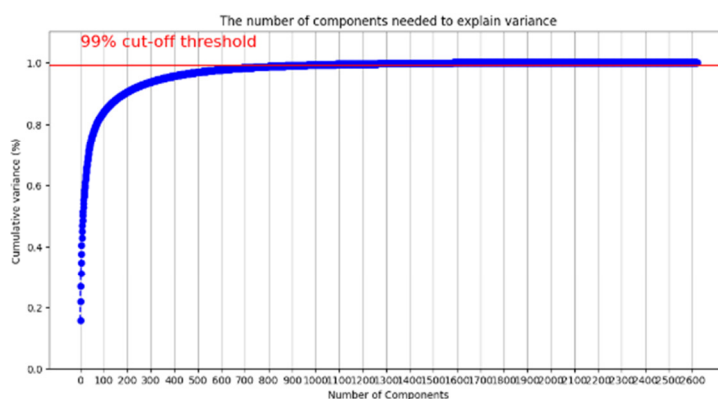
Gambar 5. Proses PCA

$$V_{normalisasi} = \frac{N \sum_{i=1}^N \left(\frac{a_{ij}^2}{h_i^2} \right)^2 - \left(\sum_{i=1}^N \left(\frac{a_{ij}^2}{h_i^2} \right) \right)^2}{N^2} \quad (2)$$

Setelah mendapatkan hasil tersebut, akan direduksikan menjadi lebih sedikit komponen dengan menghasilkan fitur yang penting saja.

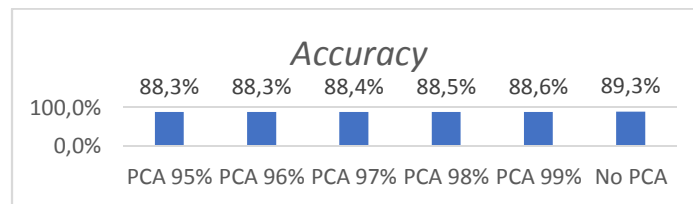
HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari semua pengujian yang telah dilakukan untuk *tuning* dalam metode SVM, dapat disimpulkan bahwa $C = 100$, $\text{Gamma} = 0,0001$, dan kernel = RBF menghasilkan nilai klasifikasi yang besar. Kemudian dari semua pengujian dalam PCA, dapat dilihat pada Gambar 6 untuk melihat banyaknya komponen dari masing-masing varians PCA.



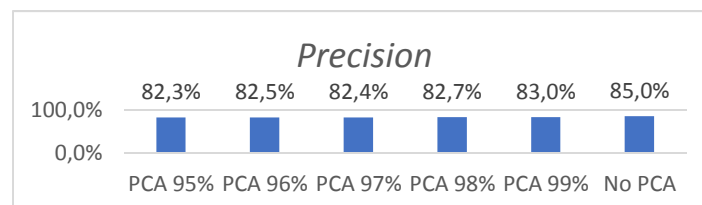
Gambar 6. Diagram Komponen PCA

Dengan menggunakan 99% varians PCA, komponen yang digunakan adalah 922 kompoen. Varians 99% ini menghasilkan akurasi yang bagus daripada varians yang lain, tetapi perbedaan dari semua pengujian tidak terlalu jauh. Hasil perbandingan *accuracy*, *precision*, dan *recall* dapat dilihat pada Gambar 7, 8, 9.



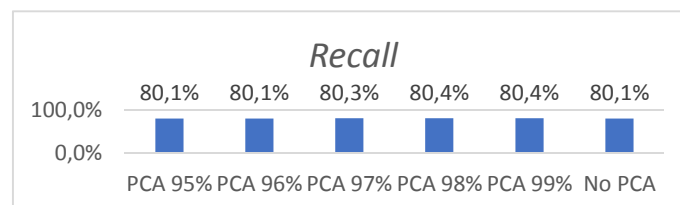
Gambar 7. Hasil Perbandingan Accuracy

Dari hasil perbandingan Gambar 7., tingkat akurasi yang didapatkan tersebar adalah pengujian tanpa menggunakan PCA sebesar 89,3%, tetapi dengan yang menggunakan PCA 99% varians menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88,6% dengan perbedaan 0,7%.



Gambar 8. Hasil Perbandingan Precision

Dari hasil perbandingan Gambar 8., nilai presisi yang didapatkan terbesar adalah pengujian yang tanpa menggunakan PCA yaitu sebesar 85%, yang dibandingkan dengan menggunakan 99% varians PCA yaitu 83% yang mempunyai perbedaan sebesar 2%.



Gambar 9. Hasil Perbandingan Recall

Dari hasil perbandingan pada Gambar 9, dapat disimpulkan bahwa hasilnya berkisar dari 80,1% hingga 80,4%, dengan hasil *recall* terbesar didapatkan dengan pengujian yang menggunakan PCA varians 98% dan 99%.

SIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan dalam penelitian ini adalah metode VGG-SVM dapat mengenal wajah dari keluarga aktor *Hollywood* dengan baik dan akurat, tingkat akurasi dari penelitian ini yang terbesar adalah yang tidak menggunakan PCA yaitu sebesar 89,3% yang berbeda 0,7% dari yang menggunakan varians komponen PCA, sehingga dengan menggunakan PCA akan berkurang sedikit akurasi dalam mengenal wajah dari keluarga aktor *Hollywood*, hasil rata-rata *precision* yang didapatkan paling terbesar adalah yang tidak menggunakan PCA yaitu 85%, yang berbeda 2% dari yang menggunakan PCA, hasil rata-rata *recall* yang didapatkan berkisar dari 80,1% hingga 80,4%, dan yang terbesar didapatkan oleh yang tidak

menggunakan PCA, dan dari semua pengujian parameter SVM, $C = 100$, $\gamma = 0,0001$, dan kernel = RBF, menghasilkan nilai klasifikasi yang bagus. Saran yang dapat diberikan adalah menggunakan parameter-parameter atau metode yang bagus untuk meningkatkan hasil akurasi yang didapatkan dan menggunakan *dataset* keluarga yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Sahlins, "What Kinship Is-And Is Not - Marshall Sahlins - Google Books," *University of Chicago Press*, Jan 25, 2013. <https://books.google.co.id/books?id=WIZCmqOWrLAC&dq=kinship+article&lr=> (diakses Okt 18, 2022).
- [2] M. Godelier, "The Metamorphoses of Kinship - Maurice Godelier - Google Books," *Verso Books, London*, Mar 03, 2012. https://books.google.by/books?id=Ezbt9xvJAcoC&pg=PA433&lpg=PA433&dq=vocalizations++kin-+group+shimpanzees&source=bl&ots=6cqHxSyDiU&sig=VjpGuABiqpRP9QIkMFAWG9ryjuw&hl=be&sa=X&ved=0ahUKEwiG0tzKxo_aAhXhF5oKHbV2B7oQ6AEIRTAG#v=onepage&q&f=false (diakses Okt 19, 2022).
- [3] K. Almezghwi, S. Serte, dan F. Al-Turjman, "Convolutional Neural Networks for The Classification of Chest X-Rays in The IoT Era," *Multimed. Tools Appl.*, Vol. 80, No. 19, Hal. 29051–29065, Jun 2021, doi: 10.1007/s11042-021-10907-y.
- [4] H. A. Khan, W. Jue, M. Mushtaq, dan M. U. Mushtaq, "Brain Tumor Classification in MRI Image using Convolutional Neural Network," *Math. Biosci. Eng.*, Vol. 17, No. 5, Hal. 6203–6216, 2020, doi: 10.3934/MBE.2020328.
- [5] Shallu dan R. Mehra, "Breast Cancer Histology Images Classification: Training from Scratch or Transfer Learning?," *ICT Express*, Vol. 4, No. 4, Hal. 247–254, Des 2018, doi: 10.1016/j.icte.2018.10.007.
- [6] J. Yogapriya, V. Chandran, M. G. Sumithra, P. Anitha, P. Jenopaul, dan C. Suresh Gnana Dhas, "Gastrointestinal Tract Disease Classification from Wireless Endoscopy Images Using Pretrained Deep Learning Model," *Comput. Math. Methods Med.*, Hal. 1–12, Sep 2021, doi: 10.1155/2021/5940433.
- [7] K. Simonyan dan A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," *Am. J. Heal. Pharm.*, Vol. 75, No. 6, Hal. 398–406, Apr 2018, doi: 10.2146/ajhp170251.
- [8] M. Subramanian, N. P. Narasimha, J. B., M. B. A., dan S. Ve, "Hyperparameter Optimization for Transfer Learning of VGG16 for Disease Identification in Corn Leaves Using Bayesian Optimization," *Big Data*, Vol. 10, No. 3, Hal. 215–229, 2022, doi: 10.1089/big.2021.0218.
- [9] J. Coe dan M. Atay, "Evaluating Impact of Race in Facial Recognition across Machine Learning and Deep Learning Algorithms," *Computers*, Vol. 10, No. 9, Hal. 113, Sep 2021, doi: 10.3390/computers10090113.
- [10] H. Ge, Z. Zhu, R. Liu, dan X. Wu, "Application of Multiscale Facial Feature Manifold Learning Based on VGG-16," *J. Sensors*, 2021, doi: 10.1155/2021/7129800.

- [11] T. Gwyn, K. Roy, dan M. Atay, "Face Recognition Using Popular Deep Net Architectures: A Brief Comparative Study," *Futur. Internet*, Vol. 13, No. 7, Hal. 164, Jun 2021, doi: 10.3390/fi13070164.
- [12] T. V. Janahiraman dan P. Subramaniam, "Gender Classification Based on Asian Faces using Deep Learning," *2019 IEEE 9th Int. Conf. Syst. Eng. Technol. ICSET 2019 - Proceeding*, Hal. 84–89, Okt 2019, doi: 10.1109/ICSEngT.2019.8906399.
- [13] N. Leal, E. Leal, dan G. Sanchez, "Marine Vessel Recognition by Acoustic Signature," *ARNP J. Eng. Appl. Sci.*, Vol. 10, No. 20, Hal. 9633–9639, 2015, [Daring]. Tersedia pada: http://www.arnpjournals.org/jeas/research_papers/rp_2015/jeas_1115_2919.pdf.
- [14] H. Chen dan C. Haoyu, "Face Recognition Algorithm Based on VGG Network Model and SVM," *J. Phys. Conf. Ser.*, Vol. 1229, No. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1229/1/012015.
- [15] Y. Yohannes, D. Udjulawa, dan F. Febbiola, "Klasifikasi Lukisan Karya Van Gogh Menggunakan Convolutional Neural Network-Support Vector Machine," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, Vol. 7, No. 1, Hal. 192–205, 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i1.3399.
- [16] Y. Wu, Z. Ding, H. Liu, J. Robinson, dan Y. Fu, "Kinship Classification Through Latent Adaptive Subspace," *Proc. - 13th IEEE Int. Conf. Autom. Face Gesture Recognition, FG 2018*, hal. 143–149, 2018, doi: 10.1109/FG.2018.00030.
- [17] R. Fang, A. C. Gallagher, T. Chen, dan A. Loui, "Kinship Classification by Modeling Facial Feature Heredity," *2013 IEEE Int. Conf. Image Process. ICIP 2013 - Proc.*, hal. 2983–2987, 2013, doi: 10.1109/ICIP.2013.6738614.
- [18] O. M. Parkhi, A. Vedaldi, dan A. Zisserman, "Deep Face Recognition," *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, hal. 1693–1700, 2015, doi: 10.5244/c.29.41.