

## **HUMAN FACE RECOGNITION ON IMAGE VIDEO CONFERENCE APPLICATION USING SIAMESE NETWORK WITH SKIP CONNECTION SMALLER VGG MODEL**

Evan Tanuwijaya<sup>\*1</sup>, Averill Saladin Atma Setiawan<sup>2</sup>, Achmad Rijalu Arianindita<sup>3</sup>, Timothy Kristanto<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Informatics, School of Information Technology, Universitas Ciputra Surabaya, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>[evan.tanuwijaya@ciputra.ac.id](mailto:evan.tanuwijaya@ciputra.ac.id), <sup>2</sup>[asaladin@student.ciputra.ac.id](mailto:asaladin@student.ciputra.ac.id), <sup>3</sup>[aarianindita@student.ciputra.ac.id](mailto:aarianindita@student.ciputra.ac.id),  
<sup>4</sup>[timothy01@student.ciputra.ac.id](mailto:timothy01@student.ciputra.ac.id)

(Article received: April 04, 2023; Revision: May 01, 2023; published: October 15, 2023)

### **Abstract**

Attendance recording is needed to find out someone's attendance at a meeting or meeting. These meetings are sometimes conducted online through the video conferencing application. Recording attendance at online meetings is using an online form that is distributed via chat. There are several problems such as chats piling up and meeting participants arriving late so they cannot access the form link. Therefore, facial recognition can be used to record attendance using screenshots as an attendance record with the aim of helping to facilitate attendance recording through video conferencing applications using computer vision technology. This study proposes a method of using the Siamese network with the Smaller VGG skip connection model to improve human face recognition in video conferencing application images. Has validation accuracy results in the training phase of 98%, precision of 98%, and recall of 98%. For the similarity phase where the model is applied to the Siamese network, the accuracy is 95%, the precision is 53%, and the recall is 78%. Then the model is applied to the pipeline system with the YOLO-face model to classify the results of face detection from Yolo with the faces in the database so that the model does not need to be retrained if there are new faces, it only needs to add facial images to the database to be compared with the query image.

**Keywords:** Convolution Neural Network, Face Recognition, Siamese Network, Skip Connection, VGG, Video Conference Image.

## **Pengenalan Wajah Manusia pada Citra Aplikasi Video Conference Menggunakan Siamese Network dengan Model Skip Connection Smaller VGG**

### **Abstrak**

Pencatatan kehadiran diperlukan untuk mengetahui kehadiran seseorang dalam sebuah rapat atau pertemuan. Rapat tersebut terkadang dilakukan secara *online* melalui aplikasi video *Conference*. Pencatatan kehadiran pada pertemuan *online* adalah menggunakan form *online* yang disebar melalui chat. Terdapat beberapa permasalahan seperti tertumpuknya chat dan jika peserta meeting telat masuk sehingga tidak dapat mengakses link form tersebut. Oleh sebab itu, pengenalan wajah dapat digunakan untuk melakukan pencatatan kehadiran menggunakan citra dari hasil tangkap layar sebagai pencatatan kehadiran dengan tujuan membantu mempermudah pencatatan kehadiran melalui aplikasi video *conference* menggunakan teknologi computer vision. Penelitian ini mengusulkan sebuah metode penggunaan siamese network dengan model skip connection Smaller VGG untuk meningkatkan pengenalan wajah manusia pada citra aplikasi video *conference*. Memiliki hasil akurasi validasi pada fase training sebesar 98%, precision sebesar 98%, dan recall sebesar 98%. Untuk fase similarity dimana model diterapkan pada Siamese network didapatkan akurasi sebesar 95%, precision 53%, dan recall sebesar 78%. Kemudian model tersebut diterapkan ke dalam sistem pipeline dengan model YOLO-face untuk mengklasifikasikan hasil deteksi wajah dari yolo dengan wajah yang ada pada di database sehingga model tidak perlu ditraining ulang jika terdapat wajah baru, hanya perlu menambahkan citra wajah pada database untuk dibandingkan dengan citra query.

**Kata kunci:** Citra Video Conference, Convolution Neural Network, Pengenalan Wajah, Siamese Network, Skip Connection, VGG.

### **1. PENDAHULUAN**

Sistem pencatatan kehadiran merupakan hal yang sangat penting dalam pertemuan baik itu untuk

kehadiran rapat, kelas, atau kedatangan kerja. Sistem pencatatan tersebut digunakan untuk memonitor kehadiran dari setiap staf atau anggota dalam sebuah organisasi [1]. Adapun berbagai sistem yang dapat digunakan untuk mencatat kehadiran yaitu menggunakan sidik jari, kartu identitas, atau *QR code* [2]–[4]. Akan tetapi, sistem tersebut memiliki beberapa kekurangan seperti sistem sidik jari memiliki tingkat kesalahan sebesar 5% dan kesusahan untuk di deteksi sementara untuk sistem menggunakan kartu dan *QR code* memiliki kekurangan yaitu dapat diwakilkan oleh orang lain [5].

Wajah manusia memiliki keunikan masing-masing dan banyak digunakan sebagai biometri yang dapat dideteksi untuk sebuah sistem pencatatan kehadiran. Dari wajah manusia, informasi seperti umur, jenis kelamin, ras, ekspresi wajah, dan keadaan mental seseorang dapat di deteksi [6]. Oleh sebab itu pengenalan wajah merupakan salah satu teknologi yang sedang berkembang untuk penerapan dibidang pencatatan kehadiran. Akan tetapi pengenalan wajah menggunakan sistem memiliki kendala utama yaitu lingkungan yang tidak dapat di kontrol seperti terang ataupun gelap serta pose kepala dapat mempengaruhi informasi-informasi yang ada pada wajah [6].

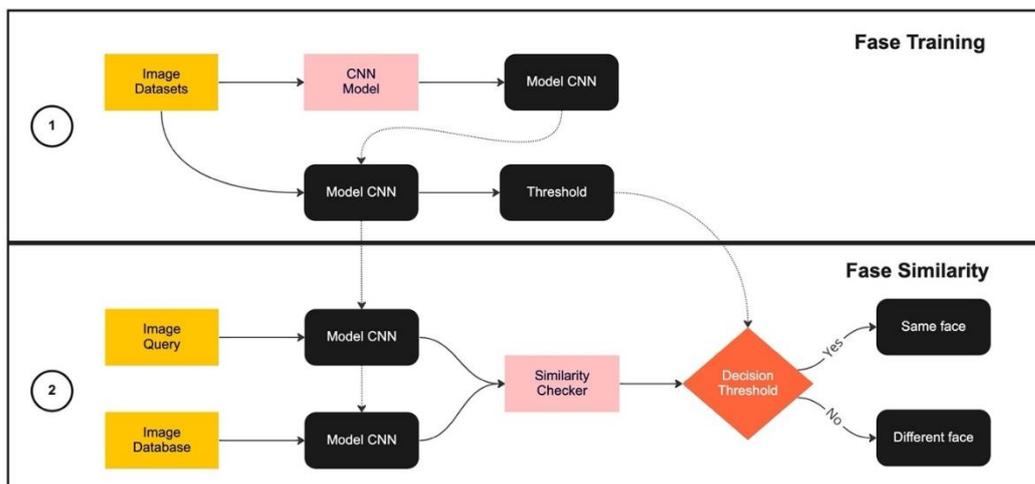
Telah banyak penelitian terkait sistem pencatatan kehadiran menggunakan deteksi wajah baik itu menggunakan metode *non deep learning* ataupun *deep learning* [7]. Salah satu penelitian yang telah dilakukan adalah menggunakan Haar cascade dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH). Hasil dari penelitian tersebut didapatkan akurasi sebesar 77% dan *false-positive rate* sebesar 28% [8]. Penelitian selanjutnya menggunakan *deep learning Convolution Neural Network* untuk mendeteksi wajah [9]. Dengan menggunakan CNN akurasi meningkat menjadi 98%. Penelitian selanjutnya merupakan penelitian [1] di mana *transfer learning* dilakukan pada beberapa CNN untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal. Didapatkan arsitektur Resnet dengan akurasi 99%, Alexnet 100%. Dari penelitian tersebut model memerlukan fase *training*

agar dapat mengenali wajah seseorang yang baru. Oleh sebab itu Siamese network dapat digunakan untuk membantu mengembangkan sebuah model CNN yang dapat membandingkan citra satu dengan citra lainnya tanpa memerlukan fase *training* [10]–[12].

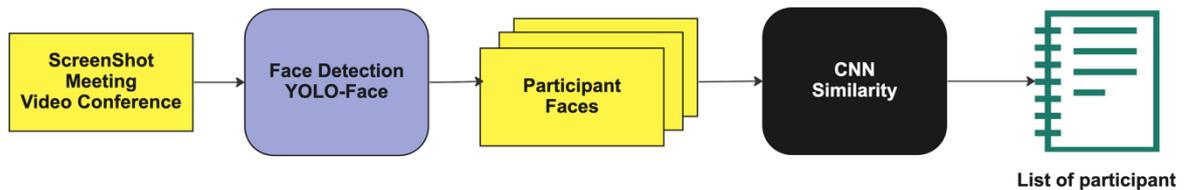
Dalam penelitian, peneliti mengajukan sebuah metode Siamese *Convolution Neural Network* menggunakan arsitektur Smaller VGG[13] yang dimodifikasi dengan skip connection sehingga mampu memberikan fitur lebih dari proses masing-masing layer dan menambahkan pada layer berikutnya [14], [15]. Dengan model ini, citra *query* akan dibandingkan dengan citra yang ada pada *database* menggunakan model CNN ini dan hasilnya akan diukur tingkat kemiripan dari hasil proses citra *query* dengan hasil proses citra di *database* untuk mempermudah pencatatan kehadiran tanpa perlu melakukan model *training* terhadap wajah baru.

## 2. METODE PENELITIAN

Penggunaan *Deep Learning* dalam menyelesaikan suatu permasalahan memerlukan fase *training* model di mana model dilatih dengan data yang telah di beri label dan kemudian model dapat mengenali data baru yang dimasukkan termasuk ke dalam kelas label tertentu. Akan tetapi untuk kasus yang di angkat dalam penelitian ini, sistem pencatatan kehadiran menggunakan pengenalan wajah akan sangat lama prosesnya jika setiap wajah baru yang didaftarkan harus di *training* ulang sebelum siap untuk digunakan. Oleh sebab itu cara kerja dari Siamese Network diterapkan pada model yang telah di *training*. Citra yang ingin dikenali dan kumpulan citra dari data wajah yang dimiliki akan dimasukkan ke dalam *convolution neural network*. Hasil dari citra yang ingin di kenali akan dibandingkan dengan semua hasil pemrosesan citra yang dimiliki. Dengan penerapan Siamese ini, model tidak perlu di *training* ulang setiap kali terdapat data wajah baru yang ingin dikenali.



Gambar 1: Diagram Proses Pembuatan Model Sistem Deteksi Wajah



Gambar 2. Sistem Pengenalan Wajah

Tantangan yang ada pada deteksi wajah adalah karakteristik yang berbeda dalam hal bentuk wajah, posisi dan bentuk mata, bentuk hidung, dan lain-lain dengan ciri khas dan ukuran yang beragam. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menerapkan arsitektur Smaller VGG-like network [13]. Dalam penggunaan Smaller VGG ini mampu melakukan mengenali citra rempah-rempah yang memiliki tingkat kemiripan yang hampir sama satu rempah dengan yang lain. Dengan hasil tersebut, Smaller VGG model ini akan diterapkan untuk mengenali wajah manusia. Untuk menambah fitur dari Smaller VGG ini, Skip-connection diterapkan pada beberapa layer untuk menambahkan fitur-fitur yang terseleksi akibat proses *convolution* pada layer terdalam dengan harapan fitur yang didapatkan dapat menambahkan informasi sehingga selain menjaga akurasi model, juga menjaga model tetap cepat dalam mendeteksi wajah.

Fase pembuatan model memiliki dua fase yaitu fase pertama adalah fase *training* dan fase kedua adalah fase similarity seperti Gambar 1. Pada fase *training*, model arsitektur smaller VGG yang diterapkan skip-connection dibuat kemudian dilakukan *training* model menggunakan komputer dengan GPU Quadro RTX 4000. Setelah di *training*, model kemudian akan di testing dengan data tes untuk diketahui threshold yang tepat untuk dikatakan bahwa kedua gambar wajah tersebut dikatakan sama. Setelah didapatkan threshold, model kemudian akan di-pruning terlebih dahulu pada bagian fully connected layer di mana akan tersisa *convolution* layer saja yang dapat mengambil fitur-fitur dari sebuah citra. Model yang telah di pruning, kemudian digunakan pada fase similarity di mana model yang sudah di *training* disiapkan menjadi siamase network di mana model menerima citra yang ingin dicari kemudian dibandingkan dengan semua citra yang ada pada database. Dari hasil model CNN tersebut didapatkan array yang memiliki value dari fitur-fitur pada citra wajah. Array tersebut kemudian akan dilakukan perhitungan similarity dengan rumus euclidean distance pada persamaan (1) untuk di hitung kemiripan array dari citra query dengan array dari semua citra di database. Nilai euclidean distance yang terendah kemudian akan dibandingkan dengan threshold agar diketahui wajah tersebut mirip dengan salah satu wajah yang ada di database atau tidak.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (1)$$

Model yang sudah berhasil selesai mendeteksi fase similarity, akan digunakan untuk sistem keseluruhan di mana mengombinasikan face detection dengan model YOLO-Face [16] untuk didapatkan posisi wajah pada citra kemudian dilakukan klasifikasi wajah dengan model Smaller VGG dengan skip connection seperti pada gambar 2. Secara keseluruhan sistem, hasil tangkapan layar dari pertemuan dengan aplikasi video *conference* akan di proses oleh YOLO-Face untuk di deteksi posisi wajahnya. Setelah semua wajah pada citra tersebut akan didapatkan lokasi bounding box dari masing-masing peserta. Bounding box tersebut dipakai untuk melakukan seleksi wajah kemudian dimasukkan ke dalam CNN similarity hasil *training* dan didapatkan seluruh daftar peserta yang ada pada video *conference* tersebut dengan Namanya.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bagian ini akan dibahas terkait hasil dari penelitian. Dataset yang digunakan untuk melakukan *training* model adalah data wajah yang dikumpulkan oleh peneliti menggunakan *website* Teachable Machine di mana terdapat 14 kelas dan masing-masing kelasnya terdapat 200 citra wajah dengan berbagai arah. Ukuran dari masing-masing citra tersebut adalah 224 x 224 pixel dan memiliki tipe warna RGB sesuai gambar 3.

Gambar 3 Contoh Dataset *Training*

Berdasarkan dari penelitian sebelumnya terkait pengenalan wajah manusia dengan sistem yang sama [17], didapatkan beberapa kekurangan yaitu ROI dari wajah pada dataset terlalu luas sehingga hasil dari YOLO-Face yang memiliki ROI yang lebih spesifik dengan wajah menyebabkan CNN tidak dapat mengklasifikasikan wajah dengan benar saat digabungkan. Oleh sebab itu, Dataset dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu untuk membuat dataset memiliki ROI yang lebih kecil dan spesifik ke lokasi wajah sesuai gambar 4.

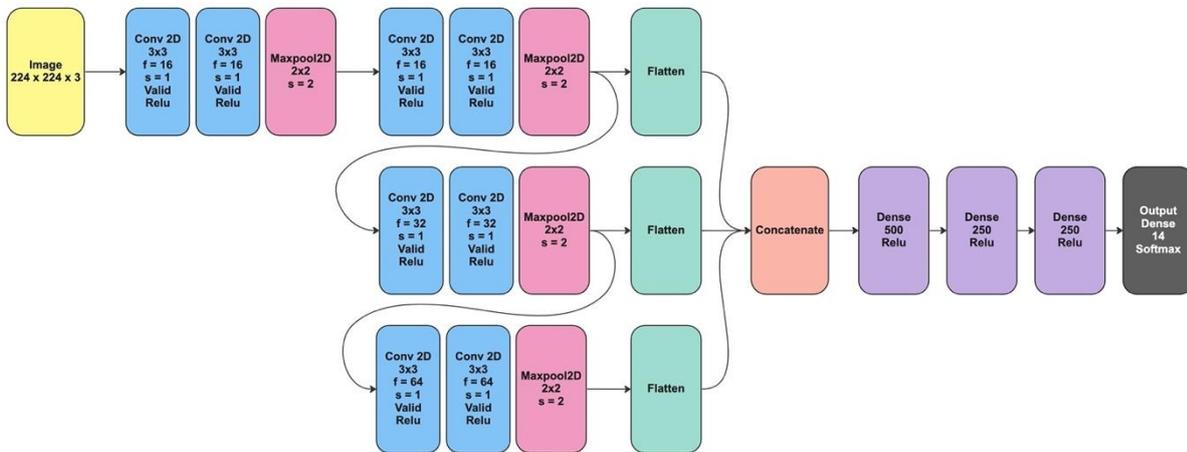


Gambar 4 Contoh Gambar Hasil Preprocessing

### 3.1. Fase Training Model

Setelah data di *preprocessing* dan mengurangi ROI spesifik ke wajah, Dataset kemudian disiapkan untuk di *training* ke model. Model yang akan di *training* yaitu Skip Connection Smaller VGG dan 3 model lain sebagai pembanding yaitu Alexnet, Resnet, CNN dari penelitian deteksi Pneuomonia. Model Skip Connection Smaller VGG memiliki layer seperti gambar 5. Model Smaller VGG memiliki 4 blok *convolution* layer di mana masing-masing blok

memiliki *convolution* layer dengan ukuran 3 x 3 dengan *stride* 1, *padding* valid, dan fungsi aktivasi ReLU. Untuk jumlah kernel dari masing-masing blok adalah 16, 16, 32, dan 64. Alur arsitektur smaller VGG menghubungkan blok 1, 2, 3, dan 4 serta menerapkan skip *connection* dari blok 2 menuju 4 dan blok 3 menuju 4 yang di *flatten* terlebih dahulu kemudian digabungkan dengan layer *concatenate* sehingga didapatkan *array* 1 dimensi yang miliki nilai fitur-fitur yang ada pada citra wajah. Setelah digabungkan menjadi 1, layer selanjutnya adalah layer fully connected untuk melakukan klasifikasi. Terdapat 3 layer fully connected dengan jumlah *node* sebanyak 500, 250, dan 250 dengan fungsi aktivasi ReLU secara berurutan dan di akhir dengan fully connected layer sebagai output dengan jumlah *node* 14 dengan fungsi aktivasi softmax.



Gambar 5 Arsitektur Skip Connection Smaller VGG

Setiap model *training* dengan *hyperparameter* *epoch* sebesar 30, *batch size* sebesar 32, *optimizer* yaitu adam, dan fungsi *loss* yaitu categorical crossentropy. Metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur keberhasilan model adalah waktu, akurasi, loss, precision, dan recall dari masing-masing model. Tabel 1 merupakan hasil evaluasi terakhir dari ke empat model yang digunakan. Didapatkan pada fase *training*, Skip Connection Smaller VGG memiliki loss terendah dibandingkan dengan ke 3 model pembanding dan memiliki akurasi, recall, dan precision yang lebih tinggi dibandingkan dengan ke 3 model pembanding. Sementara saat fase validasi,

didapatkan nilai *loss* dari skip connection smaller VGG berada di posisi 2 terendah setelah Resnet yaitu 0,104 dan Resnet dengan nilai 0,08. Nilai akurasi, recal, dan precision dari skip connection smaller VGG menempati 2 tertinggi dari Resnet dengan nilai akurasi, recall, dan precision dari skip connection smaller VGG secara berurutan yaitu 0,984; 0,982; dan 0,986. Untuk waktu *training*, didapatkan Skip connection smaller VGG memiliki waktu *training* yang relative cepat dan mempertahankan akurasi, precision, recall, dan loss yang mendekati ketiga model pembanding yaitu 1 menit 48 detik.

Tabel 1. Evaluasi Model Fase *Training*

	Skip Con Smaller VGG	Alexnet	Resnet 50	Pneumonia CNN
Train Loss	0,002	0,538	0,018	0,024
Train Accuracy	1,000	0,788	0,996	0,995
Train Recall	1,000	0,710	0,996	0,995
Train Precision	1,000	0,952	0,996	0,995
Val Loss	0,104	0,542	0,080	0,835
Val Accuracy	0,984	0,815	0,992	0,790
Val Recall	0,982	0,723	0,992	0,778
Val Precision	0,986	0,960	0,992	0,798
Training Time	01.48	01.14	08.04	00.46

Tabel 2 Evaluasi Model Fase Similarity

	Skip Con Smaller VGG	Alexnet	Resnet 50	Pneumonia CNN
Threshold	20,89	25,7	1,48	0,09
Accuracy	0,956	0,909	0,965	0,958
Precision	0,531	0,404	0,518	0,424
Recall	0,788	0,377	1,000	1,000

### 3.2. Fase Similarity Check Model

Setelah melewati fase *training* telah di evaluasi, fase *similarity* dilakukan evaluasi dengan penerapan model skip connection dengan 3 model pembanding pada pola Siamese network. Model yang sudah di *training* ini dilakukan *pruning* pada bagian fully connected layer dan hanya menyisakan bagian *convolution* layer dan layer terakhir yaitu flatten untuk mendapatkan *array* 1 dimensi yang berisi nilai fitur. Model kemudian dibandingkan dengan citra *query* dan citra pada database untuk didapatkan *threshold* yang optimal. Pada tabel 2 dijelaskan *threshold* yang didapatkan untuk skip connection smaller VGG adalah 20,89. Kemudian dari *threshold* tersebut dilakukan proses validasi *similarity* dengan metrik akurasi precision dan recall untuk model skip connection smaller VGG dan 3 model pembanding yang di terapkan pada siamese network. Didapatkan nilai akurasi dari Skip Connection Smaller VGG memiliki nilai tidak jauh berbeda di bagian akurasi dan precision dengan 3 metode pembanding yaitu 0,956 dan 0,531 hanya saja pada bagian recall, skip connection smaller VGG memiliki nilai recall yang cukup rendah dibandingkan dengan resnet dan CNN dari penelitian deteksi pneumonia yaitu 0,788.

Saat dilakukan penerapan menggunakan YOLO-Face, Model dapat melakukan klasifikasi. Akan tetapi dikarenakan model tersebut tidak dilatih dalam jumlah banyak, maka banyak klasifikasi yang dilakukan dari model mengarah pada beberapa kelas dominan saja dikarenakan dataset yang digunakan menghadap arah kamera yang jelas. Sementara data di database yang mengarah tidak pada kamera memiliki kekurangan dan menyebabkan kesalahan dalam klasifikasi.

## 4. DISKUSI

Berdasarkan dari hasil evaluasi, didapatkan Skip connection Smaller VGG saat fase *training* memiliki akurasi yang tidak jauh berbeda dengan metode pembanding. Tetapi memiliki waktu *training* yang singkat dikarenakan model ini memiliki jumlah parameter dan layer yang lebih rendah dibandingkan dengan yang lain. Akan tetapi saat dimasukkan pengetesan pada fase *similarity*, Skip Connection Smaller VGG memiliki akurasi yang tidak jauh berbeda dengan metode pembanding tetapi dari sisi precision serta recall terdapat perbedaan yang cukup signifikan. Hal ini disebabkan karena banyaknya kesalahan dalam melakukan pembandingan *similarity* antara data *query* dengan data di database yang menyebabkan hasil fitur dari masing-masing data memiliki jarak yang cukup jauh saat dihitung

menggunakan Euclidean distance. Walaupun saat dilakukan *training*, model skip connection mampu mengklasifikasikan data dengan baik dikarenakan memiliki fully connected layer pada bagian akhir di mana layer ini bertugas untuk memberikan penentuan kelas, tetapi saat layer tersebut dihilangkan dan hanya tersisa *convolution* layer-nya saja, model tidak menghasilkan nilai *array* fitur yang mirip dengan database di *query*. Tetapi dengan penggunaan Skip Connection yang mampu menambahkan fitur pada bagian akhir, model mampu menghasilkan evaluasi yang tidak jauh berbeda dengan model pembanding. Selain itu, penggunaan Siamese network memerlukan *training* dengan berbagai macam data berbeda sehingga mampu memberikan fitur-fitur dari citra pada hasil *convolution* yang sekiranya mirip dengan citra di database. Hal yang menyebabkan model Skip Connection Smaller VGG tidak mampu bersaing saat fase *similarity* dikarenakan model ini tidak menerapkan transfer *learning* untuk membantu dalam melatih model agar mampu menghasilkan fitur yang mirip dengan citra yang ingin di cari kedekatannya.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh Ibrahim [18] Sistem yang dibuat dengan cara mengumpulkan data siswa dengan aplikasi GUI yang dibuat kemudian model di *training* dan mendapatkan hasil sebesar akurasi sebesar 87% di mana pada model Smaller VGG mampu memprediksi dengan tingkat akurasi validasi sebesar 98% akan tetapi model pada penelitian Ibrahim harus di *training* Kembali Ketika ada siswa baru yang masuk. Sementara pada penelitian ini memiliki kontribusi untuk mengurangi *training* Kembali dengan melakukan perbandingan dengan model Siamese.

Selain itu penelitian yang dilakukan oleh Shyam [19] yang menggunakan *Low Resolution Image* untuk melakukan klasifikasi wajah mendapatkan tingkat akurasi sebesar 98,8% dengan membuat *framework* dan model CNN hasil pengajuan penelitiannya. Hal ini memiliki nilai akurasi yang tidak jauh berbeda dengan Smaller VGG yang juga memiliki nilai akurasi validasi 98% yang menyebabkan model secara fase *training* mampu mengenali wajah manusia dengan baik tetapi terdapat kekurangan saat melakukan pengecekan pada fase *similarity* di mana *threshold* dan *similarity* yang didapat tidak pas dikarenakan faktor posisi wajah yang beragam saat di tes.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan Siamese network untuk melakukan klasifikasi menggunakan model Skip connection Smaller VGG. Model ini didapatkan dari penelitian sebelumnya yang digunakan untuk

optimasi dari sisi jumlah parameter lalu menambahkan skip connection untuk mendapatkan fitur yang lebih. Model dilatih menggunakan dataset yang dibuat oleh peneliti menggunakan Teachable Machine kemudian di *training*. Model dilatih kemudian di bandingkan dengan beberapa model yang di angkat dan mendapatkan akurasi, precision, recall, dan nilai loss validasi secara berurutan yaitu 0,98; 0,98; 0,98; dan 0,108. Model yang telah di *training*, layer fully connected nya dihilangkan kemudian dipakai untuk mengambil fitur dari citra *query* dan citra pada database kemudian dibandingkan dengan Euclidean distance. Hasil menunjukkan model dapat mengklasifikasikan dengan baik tetapi saat diterapkan pada Siamese network model mengalami kesalahan dalam klasifikasi wajah. Hal ini didapatkan dari hasil akurasi, precision dan recall dari fase similarity secara berurutan yaitu 0,95; 0,53; dan 0,78. Dimana model ini memiliki nilai evaluasi yang tidak berbeda jauh tetapi dari sisi jumlah parameter lebih rendah. Tantangan berikutnya yang dapat diselesaikan adalah model ini perlu di *training* dengan dataset yang banyak serta membuat transfer learning dari model ini sehingga model mampu membuat fitur yang tepat untuk dibandingkan menggunakan kedekatan *similarity*.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Alhanea, M. Alhammadi, N. Almenhali, and M. Shatnawi, "Face recognition smart attendance system using deep transfer learning," *Procedia Comput Sci*, vol. 192, pp. 4093–4102, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.09.184.
- [2] V. M. M. Siregar and N. F. Siagian, "Implementation of Fingerprint Sensors for Fingerprint Reader Prototypes Using a Microcontroller," *Internet of Things and Artificial Intelligence Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 47–59, 2022, doi: 10.31763/iota.v2i1.559.
- [3] T. Nadya Wenny and J. Mabe Parenreng, "Development of Lecture Attendance System Using QR Code in Information and Computer Engineering Education Study Program of Universitas Negeri Makassar," *Mei*, vol. 7, no. 1, pp. 19–26, 2022.
- [4] A. Shrivastava, S. J. S. Prasad, A. R. Yeruva, P. Mani, P. Nagpal, and A. Chaturvedi, "IoT Based RFID Attendance Monitoring System of Students using Arduino ESP8266 & Adafruit.io on Defined Area," <https://doi.org/10.1080/01969722.2023.2166243>, pp. 1–12, Jan. 2023, doi: 10.1080/01969722.2023.2166243.
- [5] H. Yang and X. Han, "Face recognition attendance system based on real-time video processing," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 159143–159150, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3007205.
- [6] M. Taskiran, N. Kahraman, and C. E. Erdem, *Face recognition: Past, present and future (a review)*, vol. 106. Elsevier Inc., 2020. doi: 10.1016/j.dsp.2020.102809.
- [7] G. Guo and N. Zhang, "A survey on deep learning based face recognition," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 189, p. 102805, 2019, doi: 10.1016/j.cviu.2019.102805.
- [8] B. Tej Chinimilli, A. Anjali, A. Kotturi, V. Reddy Kaipu, and J. Varma Mandapati, "Face Recognition based Attendance System using Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram Algorithm," *Proceedings of the 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2020*, no. Icoei, pp. 701–704, 2020, doi: 10.1109/ICOEI48184.2020.9143046.
- [9] K. B. Pranav and J. Manikandan, "Design and Evaluation of a Real-Time Face Recognition System using Convolutional Neural Networks," *Procedia Comput Sci*, vol. 171, no. 2019, pp. 1651–1659, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.04.177.
- [10] I. A. Lungu, A. Aimar, Y. Hu, T. Delbruck, and S. C. Liu, "Siamese Networks for Few-Shot Learning on Edge Embedded Devices," *IEEE J Emerg Sel Top Circuits Syst*, vol. 10, no. 4, pp. 488–497, 2020, doi: 10.1109/JETCAS.2020.3033155.
- [11] Y. Qiao, Y. Wu, F. Duo, W. Lin, and J. Yang, "Siamese neural networks for user identity linkage through web browsing," *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, vol. 31, no. 8, pp. 2741–2751, 2020, doi: 10.1109/TNNLS.2019.2929575.
- [12] T. T. Ngo, C. T. Nguyen, and M. Nakagawa, "A Siamese Network-based Approach for Matching Various Sizes of Excavated Wooden Fragments," *Proceedings of International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, ICFHR*, vol. 2020-Septe, pp. 307–312, 2020, doi: 10.1109/ICFHR2020.2020.00063.
- [13] D. C. Khrisne and IM. A. Suyadnya, "Indonesian Herbs and Spices Recognition using Smaller VGGNet-like Network," *2018 International Conference on Smart Green Technology in Electrical and Information Systems (ICSGTEIS)*, vol. 4, pp. 221–224, 2018.
- [14] Y. Tian, "Artificial Intelligence Image Recognition Method Based on Convolutional Neural Network Algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 125731–125744, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3006097.

- [15] B. Li and D. Lima, "Facial expression recognition via ResNet-50," *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, vol. 2, no. January, pp. 57–64, 2021, doi: 10.1016/j.ijcce.2021.02.002.
- [16] W. Chen, H. Huang, S. Peng, C. Zhou, and C. Zhang, "YOLO-face: a real-time face detector," *Visual Computer*, 2020, doi: 10.1007/s00371-020-01831-7.
- [17] E. Tanuwijaya, R. L. Lordianto, and R. A. Jasin, "RECOGNITION OF HUMAN FACES IN VIDEO CONFERENCE APPLICATIONS USING THE CNN PIPELINE," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 3, no. 2, pp. 421–427, Apr. 2022, doi: 10.20884/1.JUTIF.2022.3.2.219.
- [18] I. Al-Amoudi, R. Samad, N. R. H. Abdullah, M. Mustafa, and D. Pebrianti, "Automatic Attendance System Using Face Recognition with Deep Learning Algorithm," *Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 770, pp. 573–588, 2022, doi: 10.1007/978-981-16-2406-3\_44/COVER.
- [19] S. S. Rajput and K. V. Arya, "CNN Classifier based Low-resolution Face Recognition Algorithm," *2020 International Conference on Emerging Frontiers in Electrical and Electronic Technologies, ICEFEET 2020*, Jul. 2020, doi: 10.1109/ICEFEET49149.2020.9187001.