

Penerapan *Deepface* dan *Retinaface* dalam Pengenalan Wajah Parsial Untuk Aplikasi Keamanan Digital

Helmi Yulianti Fauziah^{1,*}, Tubagus Maulana Kusuma²

¹ Fakultas Teknik, Universitas Gunadarma, Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat Indonesia
E-mail: helmiyuliantifauziah@gmail.com

² Fakultas Teknik, Universitas Gunadarma, Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat Indonesia
E-mail: mkusuma@staff.gunadarma.ac.id

Abstrak— Pengenalan wajah merupakan aspek penting dalam teknologi keamanan modern dan memiliki banyak aplikasi. Namun demikian teknologi ini juga menghadapi tantangan, terutama dalam mengidentifikasi wajah yang hanya sebagian terlihat akibat berbagai kondisi seperti tertutup masker, kacamata atau benda lain. Penelitian ini mengusulkan solusi pengenalan wajah parsial berbasis deep learning dengan mengintegrasikan RetinaFace sebagai detektor wajah dan ArcFace yang diimplementasikan melalui framework DeepFace sebagai ekstraktor fitur untuk meningkatkan akurasi identifikasi wajah tidak utuh. Dataset dikumpulkan menggunakan kamera ponsel dengan variasi pencahayaan, ekspresi, dan oklusi (masker/kacamata), kemudian diproses melalui pipeline prapengolahan citra yang mencakup konversi warna, resizing, dan normalisasi. Model dilatih dengan loss function berbasis angular margin untuk memaksimalkan jarak antar kelas, dioptimasi menggunakan Adam (learning rate 0.001) dan dievaluasi melalui confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 92% pada citra statis dan 94% dalam skenario realtime, dengan kesalahan prediksi terutama terjadi pada wajah tertutup lebih dari 50%. Keunggulan sistem ini terletak pada kombinasi deteksi multi-tugas RetinaFace (landmark + bounding box) dan ekstraksi fitur diskriminatif ArcFace, yang terbukti robust terhadap variasi parsial. Temuan ini mendukung aplikasi praktis seperti absensi digital dan keamanan berbasis kamera, dengan rekomendasi peningkatan kualitas dataset dan hardware untuk mengurangi false negative.

Kata Kunci— Pengenalan wajah parsial, RetinaFace, ArcFace, deep learning, biometrik.

Abstract— Face recognition is a crucial aspect of modern security technology and has a wide range of applications. However, it also faces significant challenges, particularly in identifying partially visible faces due to conditions such as masks, glasses, or other occlusions. This study proposes a partial face recognition solution based on deep learning by integrating RetinaFace as the face detector and ArcFace, implemented through the DeepFace framework, as the feature extractor to improve recognition accuracy on incomplete facial images. The dataset was collected using a mobile phone camera under varying lighting, expressions, and occlusions (masks/glasses), and was processed through an image preprocessing pipeline that includes color conversion, resizing, and normalization. The model was trained using an angular margin based loss function to maximize inter-class separability, optimized with Adam (learning rate 0.001), and evaluated using a confusion matrix. Experimental results showed an accuracy of 92% on static images and 94% in real-time scenarios, with misclassifications mainly occurring when more than 50% of the face was covered. The strength of this system lies in the combination of multi-task detection by RetinaFace (landmarks + bounding box) and the discriminative feature extraction of ArcFace, which proved robust to partial variations. These findings support practical applications such as digital attendance systems and camera-based security, with recommendations for improving dataset quality and hardware to reduce false negatives.

Keywords — Partial face recognition, RetinaFace, ArcFace, deep learning, biometrics.

I. PENDAHULUAN

Pengenalan wajah merupakan aspek penting dalam teknologi keamanan modern dan memiliki banyak aplikasi. Namun demikian, dalam pengenalan wajah masih terdapat keterbatasan, terutama dalam mengidentifikasi wajah yang hanya sebagian terlihat akibat berbagai kondisi seperti tertutup masker, kacamata atau benda lain. Fenomena penggunaan masker di masyarakat saat ini telah membawa dampak signifikan terhadap efektivitas sistem pengenalan wajah. Sebelum adanya perubahan ini, Kolda et al. menjelaskan bahwa sistem pengenalan wajah dianggap sebagai metode yang efisien dalam melakukan verifikasi identitas di berbagai aplikasi, mulai dari perangkat ponsel pintar hingga sistem keamanan [1]. Berdasarkan alasan-alasan tadi, pengenalan wajah parsial menjadi

area penelitian yang mendapatkan perhatian luas seiring dengan meningkatnya penerapan teknologi biometrik dalam berbagai sektor, termasuk keamanan, otentikasi, dan akses kontrol.

Guo et al. dalam penelitiannya menjelaskan bahwa sistem pengenalan wajah bekerja dengan memetakan fitur-fitur unik yang terdapat pada wajah individu dan mencocokkannya dengan data referensi yang tersimpan dalam basis data. Namun, ketika wajah tertutup sebagian oleh masker, akurasi algoritma pengenalan wajah sering kali menurun, yang berdampak pada kinerja sistem [2]. Oleh karena itu, ada kebutuhan mendesak untuk mengembangkan metode yang lebih fleksibel dalam pengenalan wajah parsial, dengan fokus pada pengenalan fitur wajah yang tidak tertutup, khususnya di area sekitar mata (secara ilmiah dikenal sebagai daerah periorcular) [3].

Meskipun kemajuan teknologi memberikan harapan baru, berbagai tantangan masih menghambat efektivitas sistem pengenalan wajah parsial saat ini. Masalah utama adalah menurunnya akurasi pengenalan wajah ketika bagian penting, seperti hidung dan mulut, tertutup. Penelitian Huang et al. menunjukkan bahwa dalam situasi seperti ini, sistem pengenalan wajah dapat mengalami penurunan akurasi hingga mencapai 50% [4]. Selain itu, menurut Choudhury et al. sebagian besar algoritma yang ada saat ini belum dirancang untuk mengatasi variasi yang diakibatkan oleh penggunaan masker, sehingga memerlukan penelitian tambahan untuk menghasilkan pendekatan yang dapat mengatasi masalah ini [5]. Dari sudut pandang etika dan privasi, Habibu dan Sam menjelaskan bahwa teknologi biometrik yang menggunakan data fitur wajah memiliki potensi untuk disalahgunakan, serta menimbulkan kekhawatiran tentang pelanggaran privasi [6]. Ini menjadi hal penting yang dapat mempengaruhi penerimaan masyarakat terhadap teknologi ini, yang cenderung lebih berhati-hati dalam menggunakan teknologi biometrik.

Tantangan lainnya muncul dari integrasi dan penerapan teknologi pengenalan wajah parsial dalam sistem keamanan dan perangkat utama, seperti smartphone. Dengan tingkat keberhasilan yang tidak konsisten, penelitian lebih lanjut sangat penting untuk menciptakan algoritma yang lebih kuat dan ramah pengguna yang dapat diandalkan dalam berbagai konteks penggunaan.

Oleh karena itu, kolaborasi antara peneliti, pengembang teknologi, dan pemangku kepentingan di bidang ini sangat penting untuk mengembangkan solusi biometrik yang lebih inklusif dan efektif. Mengembangkan sistem yang dapat menyesuaikan diri dengan perubahan kondisi yang terjadi akan menjadi kunci bagi masa depan teknologi pengenalan wajah.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa metode ArcFace efektif dalam meningkatkan performa pengenalan wajah, di mana individu tetap bisa dikenali meskipun hanya sebagian dari wajah mereka yang terlihat. Misalnya, penelitian oleh Montero et al. menunjukkan bahwa penggunaan ArcFace secara signifikan meningkatkan akurasi dalam situasi pengenalan wajah yang terhalang masker, menandakan fleksibilitas model ini dalam konteks dunia nyata [7]. Selain itu, Tsai et al. menambahkan bahwa penggunaan sistem pengukuran suhu bersamaan dengan pengenalan wajah dapat meningkatkan nilai praktis dalam situasi darurat seperti COVID-19 [8].

Lebih jauh, studi yang dilakukan oleh Nurlita dan rekan-rekan menunjukkan bahwa ArcFace memiliki keunggulan dibandingkan metode lain seperti Dlib dalam hal akurasi pengenalan wajah, yang sangat berguna, terutama untuk aplikasi yang memerlukan tingkat keakuratan yang tinggi [9]. Penelitian lain oleh Sydor dan tim juga menjelaskan bagaimana kombinasi model pembelajaran mendalam, termasuk RetinaFace, memberikan kemampuan deteksi yang solid, yang berkontribusi pada peningkatan pengenalan wajah [10].

Selain itu, Tapia dan rekan-rekannya menekankan bahwa verifikasi periorcular yang memanfaatkan selfie memberikan solusi yang efektif tanpa perlu adanya kontak langsung, ditambah dengan penggunaan pendekatan super-resolusi untuk memperbaiki kualitas gambar [11]. Studi oleh Asmitha dan tim menunjukkan bahwa RetinaFace digunakan untuk mendeteksi wajah, sedangkan ArcFace digunakan untuk memverifikasi apakah wajah yang terdeteksi termasuk ke dalam kategori wajah yang dikenal atau tidak. Fokus utama dari studi ini adalah menciptakan aplikasi untuk mengenali wajah seseorang di lokasi yang ramai dengan menggunakan RetinaFace dan ArcFace [12]. Wang dan rekan-rekannya memaparkan studi untuk meningkatkan persentase keberhasilan pengenalan wajah dengan menggunakan model CNN [13]. Penelitian yang dilakukan Jiao et al. menunjukkan kontribusi mengembangkan teknik pembelajaran mask berdasarkan jaringan Siamese untuk pengenalan wajah yang kuat terhadap occlusion [14]. Selanjutnya Deng et al. menyediakan pendekatan berbasis autoencoder untuk menghasilkan representasi wajah yang invarian terhadap pose

dan parsialitas dalam penelitiannya [15]. Penelitian oleh A. R et al. mendapati Menyediakan pendekatan berbasis autoencoder untuk menghasilkan representasi wajah yang invarian terhadap pose dan parsialitas [16]. Zhong et al. dalam penelitiannya berhasil menyediakan metode training efisien untuk skala besar dengan toleransi terhadap wajah tidak lengkap (parsial) melalui pengurangan kompleksitas fully connected layer [17]. Penelitian lain yang dilakukan Deng et al. menyempurnakan fungsi loss pengenalan wajah dengan *additive angular margin*, yang meningkatkan diskriminasi antar identitas secara signifikan [18]. Dalam penelitian Ding et al. menunjukkan kontribusi untuk mengusulkan metode pemulihan bagian wajah tersembunyi untuk meningkatkan akurasi pengenalan wajah dengan masker atau kondisi parsial [19]. An et al. dalam penelitiannya memberikan metode training efisien untuk skala besar dengan toleransi terhadap wajah tidak lengkap (parsial) melalui pengurangan kompleksitas fully connected layer [20].

Penelitian-penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun tantangan dalam pengenalan wajah parsial masih ada, terdapat berbagai pendekatan yang dapat diambil untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dengan cara mengoptimalkan cara sistem mengenali ciri khas wajah, menggunakan detektor wajah yang lebih andal untuk menangkap wajah dalam berbagai kondisi, serta memanfaatkan arsitektur deep learning yang dirancang agar tetap bisa bekerja meskipun sebagian wajah tertutup atau tidak terlihat utuh. Dengan mempertimbangkan kompleksitas keragaman gambar yang membatasi deteksi wajah, penelitian ini berupaya mengembangkan sistem pengenalan wajah parsial yang lebih baik dengan mengintegrasikan ArcFace dan RetinaFace, diharapkan dapat mengatasi kekurangan metode yang ada dan menghasilkan performa yang lebih baik .

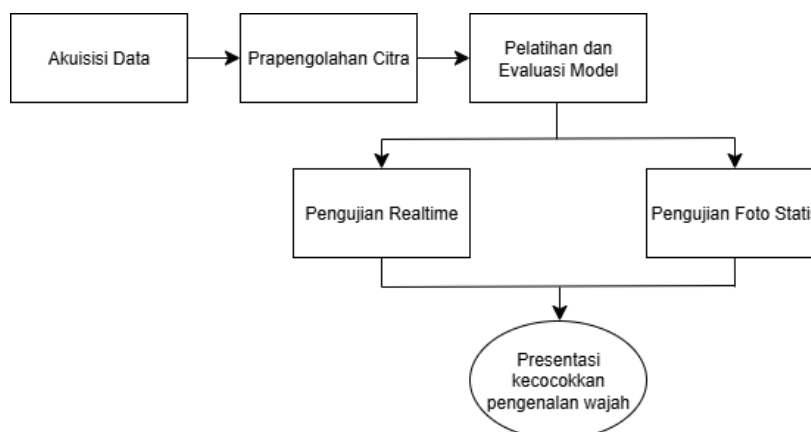
Hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah bahwa kombinasi antara ArcFace dan RetinaFace dalam pengenalan wajah parsial akan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan pendekatan tradisional yang telah ada, sejalan dengan temuan yang telah didokumentasikan sebelumnya.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan wajah parsial berbasis deep learning yang mampu mengenali wajah meskipun sebagian tertutup oleh masker, kacamata, atau helm. Sistem ini sangat penting dalam penerapan keamanan dan verifikasi identitas di dunia nyata seperti bandara, sistem absensi, dan pengawasan publik.

DeepFace digunakan sebagai kerangka kerja utama, dengan model ArcFace sebagai fitur ekstraktor karena keakuratannya dalam menghasilkan representasi embedding wajah. RetinaFace dipilih sebagai detektor wajah karena kemampuannya mendeteksi wajah parsial dengan akurat.

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen sistem berbasis deep learning yang bertujuan untuk merancang dan menguji efektivitas sistem pengenalan wajah parsial. Eksperimen dilakukan melalui tahapan sistematis mulai dari akuisisi data, prapengolahan citra, pelatihan model hingga pengujian realtime.



Gambar 1. Diagram Penelitian

Akuisisi dan Prapengolahan Citra

Akuisisi data merupakan tahap pengambilan citra wajah untuk pembuatan dataset dalam proses pengenalan wajah parsial. Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera ponsel yang diperoleh tanpa syarat seperti pencahayaan, background, potongan rambut, hijab, kumis, kacamata dan perbedaan ekspresi. Dataset terdiri dari 5 kelas individu yaitu Adam, Ayu, Helmi, Linza dan Rahman yang masing-masing memiliki 80 hingga 150 citra wajah bagian depan dengan pose yang berbeda dan disimpan dalam ekstensi JPG atau JPEG. Prapengolahan citra merupakan beberapa tahapan pengolahan citra pada data asli sebelum data tersebut diolah untuk proses pengenalan citra wajah dengan tujuan mengkonversi data asli sehingga diperoleh data yang sesuai dengan kebutuhan.

Proses ini mencakup tahap baca citra menggunakan OpenCV kemudian konversi citra BGR ke RGB, kemudian citra dikonversi ke format PIL, setelah itu dilakukan resize menjadi 224x224 piksel. Tahap terakhir dalam proses preprocessing citra yaitu mengkonversi citra format PIL menjadi tensor untuk digunakan oleh model dalam proses pelatihan. Tahapan ini bertujuan agar citra dapat diproses lebih efisien oleh jaringan CNN yang digunakan dalam pelatihan.

Deteksi dan Ekstraksi Fitur Wajah

Ekstraksi Fitur digunakan untuk mengubah citra menjadi representasi numerik dengan menggunakan DeepFace dengan model yang telah dilatih sebelumnya yaitu ArcFace dan detektor wajah RetinaFace. ArcFace adalah model deep learning untuk face recognition yang menghasilkan vektor fitur unik dari citra wajah numerik berdimensi 512.

Proses ini dilakukan dengan dua teknologi utama:

RetinaFace digunakan untuk mendeteksi wajah secara akurat, bahkan dalam kondisi tidak sempurna seperti miring, tertutup sebagian, atau pencahayaan buruk. RetinaFace memanfaatkan arsitektur backbone ResNet dan FPN (*Feature Pyramid Network*), serta mendeteksi *facial landmarks* untuk membantu alignment. DeepFace dan ArcFace digunakan untuk mengekstrak embedding fitur wajah. Model ArcFace menghasilkan representasi vektor wajah berdimensi 512 yang merepresentasikan identitas seseorang secara unik.

Hasil embedding berupa vektor berdimensi 512 dilakukan normalisasi menggunakan L2 Normalization yang bertujuan untuk mengubah vektor sehingga Panjang vektor menjadi 1 agar informasi dalam vektor focus pada arah bukan pada skala. L2 Normalization biasa digunakan pada model deep learning. Proses normalisasi ini dilakukan dengan persamaan (1).

$$x_{norm,i} = \frac{x_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^n x_j^2}} \quad (1)$$

Dimana:

x : $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ adalah vektor asli

Sedangkan $\|x\|_2$ merupakan panjang vector (L2 norm) yang dihitung dengan persamaan (2).

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_j^2} \quad (2)$$

x_{norm} : vektor yang sudah dinormalisasi dengan Panjang 1.



Gambar 2. Deteksi Wajah

ArcFace menggunakan loss function berbasis margin sudut (*angular margin loss*), sehingga representasi fitur menjadi lebih terpisah antar kelas (individu) dan menghindari overlapping antar identitas wajah yang mirip.

Pelatihan dan Evaluasi Model

Pelatihan model dilakukan untuk melatih model dengan dataset yang telah dibuat, sehingga model dapat mengenali pola dengan baik. Dalam proses pelatihan, model belajar dan mengupdate bobot hingga mencapai hasil terbaik. Pelatihan dimulai dengan menginisialisasi `batch_size`, `epoch`, `learning rate`, dan `optimizer` yang digunakan. `Batch_size` merupakan jumlah sample data yang digunakan dalam satu iterasi selama proses pelatihan. `Epoch` merupakan jumlah siklus penuh dimana model melihat seluruh dataset selama pelatihan. `Optimizer` adalah algoritma yang memperbaharui bobot model selama training, sedangkan `learning rate` merupakan kecepatan pembaharuan bobot. `Optimizer Adam` digunakan dengan `learning rate 0.001`, `batch size 32`, dan `10 epoch`. Model hasil pelatihan disimpan dalam format `.pth` untuk digunakan dalam fase pengujian.

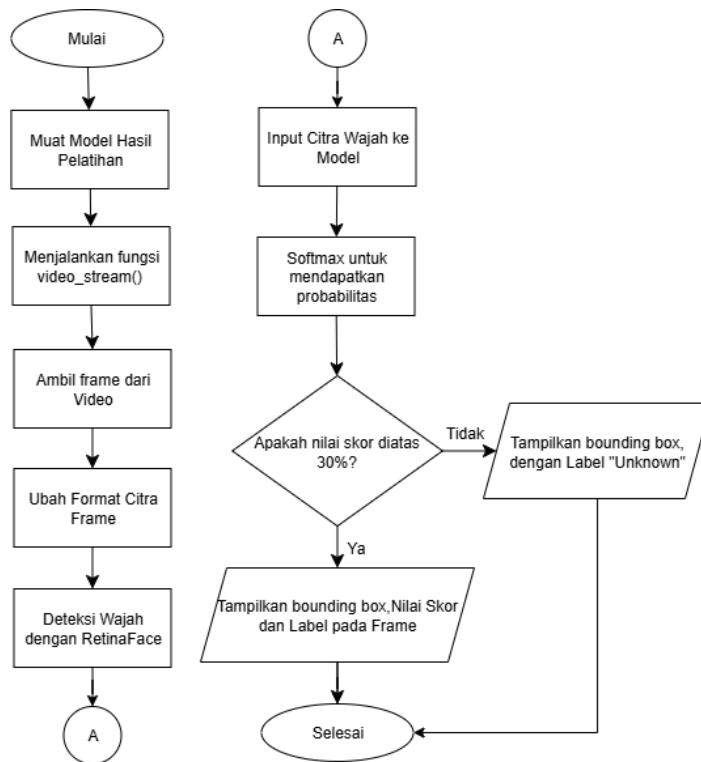
Pelatihan dilakukan dengan membagi dataset menjadi 80% data pelatihan dan 20% data validasi menggunakan `DataLoader`. `Embedding` citra diekstraksi menggunakan `DeepFace` dan model `ArcFace`, menghasilkan representasi numerik berdimensi 512.

`Embedding` dimasukkan ke dalam layer klasifikasi bertingkat yang terdiri dari tiga lapisan `fully connected`. Setiap lapisan diikuti oleh fungsi aktivasi `ReLU` dan `dropout` untuk menghindari `overfitting`. Fungsi loss `CrossEntropyLoss` digunakan untuk menghitung error antara hasil prediksi dan label sebenarnya. Selama pelatihan, nilai akurasi dan loss dievaluasi setiap epoch. Jika tidak terjadi penurunan loss validasi selama 5 epoch berturut-turut, proses pelatihan dihentikan secara otomatis (`early stopping`) untuk mencegah `overfitting` dan membuang sumber daya komputasi.

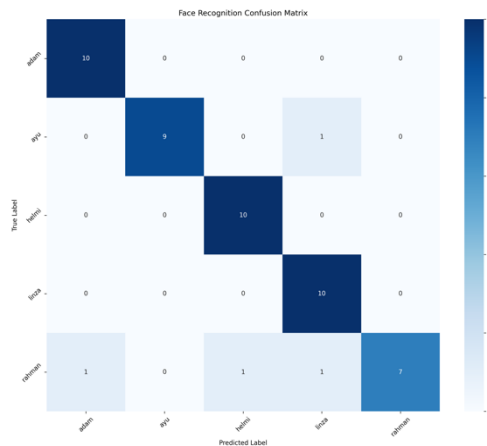
Flowchart (diagram alur) penelitian ini ditunjukkan pada gambar 3 yang menggambarkan alur proses sistem pengenalan wajah parsial menggunakan model deep learning dengan `RetinaFace`. Proses dimulai dengan memuat model yang telah dilatih, kemudian sistem menjalankan fungsi `video_stream()` untuk mengambil input video secara real-time. Setiap frame dari video diambil dan diubah ke format citra yang sesuai agar dapat diproses lebih lanjut. Selanjutnya, `RetinaFace` digunakan untuk mendeteksi wajah dalam frame dan menghasilkan koordinat `bounding box`. Citra wajah yang terdeteksi kemudian diinputkan ke model pengenalan wajah, dan hasil prediksi dikonversi menjadi probabilitas menggunakan fungsi `Softmax`. Sistem akan mengevaluasi apakah nilai probabilitas tertinggi melebihi ambang batas 30%. Jika nilainya di atas 30%, sistem akan menampilkan `bounding box`, label identitas wajah, dan nilai skornya pada frame. Namun, jika nilainya di bawah atau sama dengan 30%, wajah tetap ditandai namun diberi label "Unknown". Proses ini terus berulang untuk setiap frame hingga sistem dihentikan.

Tabel 1. Layer Klasifikasi

No.	Layer	Fungsi	Output Shape
1	Linear(512, 256)	- Fully Connected Layer 1 - Mengubah dimensi dari 512 ke 256	(batch_size, 256)
2	ReLU()	- Activation Function - Menambah non-linearitas	(batch_size, 256)
3	Dropout(0.5)	- Regularisasi untuk mengurangi overfitting - 50% neuron di-nol-kan secara acak	(batch_size, 256)
4	Linear(256, 128)	- Fully Connected Layer 2 - Mengubah dimensi dari 256 ke 128	(batch_size, 128)
5	ReLU()	- Activation Function - Menambah non-linearitas	(batch_size, 128)
6	Dropout(0.3)	- Regularisasi dengan 30% dropout	(batch_size, 128)
7	Linear(128, num_classes)	- Output Layer - Menghasilkan logits untuk tiap kelas identitas	(batch_size, num_classes)



Gambar 3. Flowchart Pengenalan Wajah Parsial



Gambar 4. Hasil Pengujian *Confusion Matrix* pada Data Foto Statis

Untuk mengevaluasi performa model dalam melakukan klasifikasi identitas wajah, dilakukan pengujian menggunakan 50 foto uji acak yang terdiri atas 10 foto dari masing-masing individu. Data uji ini telah dipisahkan dari data pelatihan, sehingga model diuji hanya pada citra yang tidak pernah terlibat dalam proses pelatihan sebelumnya. Hasil dari prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya guna menghitung berbagai metrik evaluasi. Sebagai bagian dari evaluasi kinerja sistem *face recognition*, digunakan *confusion matrix* untuk melihat secara visual bagaimana sistem mengklasifikasikan setiap subjek yang diuji. *Confusion matrix* menampilkan perbandingan antara label sebenarnya (true label) dan label yang diprediksi oleh sistem, sehingga memudahkan dalam mengidentifikasi jumlah prediksi yang benar dan kesalahan klasifikasi antar kelas. Hasil evaluasi model dengan *confusion matrix* ditunjukkan pada gambar berikut.

Tabel 2. Classification Report Model pada Data Foto Statis

Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Adam	0.909091	1	0.952381	10
Ayu	1	0.9	0.947368	10
Helmi	0.909091	1	0.952381	10
Linza	0.833333	1	0.909091	10
Rahman	1	0.7	0.823529	10
Accuracy			0.92	50
Macro Avg	0.930303	0.92	0.91695	50
Weighted Avg	0.930303	0.92	0.91695	50

Empat kesalahan prediksi ditemukan, yaitu satu pada kelas Ayu dan tiga pada kelas Rahman. Secara keseluruhan, sistem face recognition menunjukkan kinerja yang sangat baik, khususnya dalam mengidentifikasi wajah Adam, Helmi, dan Linza dengan tingkat akurasi tinggi. Namun, sebagian besar kesalahan klasifikasi ditemukan pada subjek Rahman, yang menunjukkan bahwa sistem masih mengalami kesulitan dalam membedakan ciri khas wajahnya. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan peningkatan pada tahap pra-pemrosesan gambar, penambahan data pelatihan, atau penyesuaian parameter model guna meningkatkan akurasi dalam mengenali wajah yang memiliki kemiripan dengan subjek lain.

Untuk menilai kinerja sistem secara lebih mendalam, digunakan analisis melalui *classification report*. Laporan ini menampilkan sejumlah metrik evaluasi penting seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* untuk setiap kelas atau individu yang diuji. Metrik-metrik tersebut memberikan gambaran tentang tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali setiap wajah berdasarkan data uji yang digunakan. Tabel 2 Menunjukkan laporan hasil klasifikasi. Tabel 2 menampilkan *classification report*, yaitu ringkasan metrik evaluasi yang sering digunakan bersama confusion matrix dalam analisis performa model klasifikasi. Model klasifikasi yang diuji menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 92%, yang berarti 46 dari 50 data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Evaluasi per kelas menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas seperti adam, helmi, dan ayu dengan presisi dan recall tinggi, masing-masing mencatat F1-score di atas 0.94. Namun, terdapat penurunan performa pada kelas rahman yang hanya memiliki recall sebesar 0.70, meskipun precision-nya sempurna. Nilai rata-rata *macro* dan *weighted* untuk precision, recall, dan F1-score masing-masing berada di kisaran 0.92 hingga 0.93, menunjukkan bahwa model memiliki performa yang seimbang antar kelas. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan baik, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan pada kelas tertentu agar kinerjanya semakin optimal.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melakukan pengujian dengan data berupa foto statis dan video secara realtime. Pada pengujian citra realtime, evaluasi dilakukan juga dengan menggunakan *confusion matrix* berdasarkan 50 citra uji yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan wajah dengan akurasi sebesar 94%.

Pengujian realtime dilakukan menggunakan kamera laptop dengan platform Google Colab. Setiap pengguna diuji sebanyak 10 kali dalam berbagai kondisi, seperti wajah tertutup sebagian oleh masker, kacamata, tangan, maupun kerudung. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali wajah dengan baik pada sebagian besar percobaan, dengan akurasi keseluruhan mencapai 94%. Prediksi benar tercatat sebanyak 47 kali, dan prediksi salah sebanyak 3 kali, terdiri dari dua kesalahan pada kelas Rahman dan satu pada kelas Ayu. Citra yang dikenali secara benar ditampilkan dengan label identitas dan skor probabilitas hasil prediksi, sedangkan citra yang tidak dikenali ditampilkan dengan label "Unknown".

Tabel 3. Hasil Pengujian Realtime


No	Test	Hasil Test	Presentasi skor	Keterangan
1	Helmi	Helmi	99.97	TRUE
		Helmi	84.53	TRUE
		Helmi	95.89	TRUE
		Helmi	98.65	TRUE
		Helmi	89.41	TRUE
		Helmi	86.07	TRUE
		Helmi	78.39	TRUE
		Helmi	41.91	TRUE
		Helmi	69.01	TRUE
		Helmi	99.93	TRUE
2	Adam	Adam	99.86	TRUE
		Adam	99.81	TRUE
		Adam	99.87	TRUE
		Adam	99.18	TRUE
		Adam	98.54	TRUE
		Adam	81.07	TRUE
		Adam	91.35	TRUE
		Adam	95.11	TRUE
		Adam	99.35	TRUE
		Adam	95.83	TRUE
3	Ayu	Ayu	99.74	TRUE
		Ayu	98.84	TRUE
		Ayu	96.96	TRUE
		Ayu	99.52	TRUE
		Ayu	94.67	TRUE
		Ayu	99.89	TRUE
		Ayu	85.98	TRUE
		Ayu	87.43	TRUE
		Adam	66.83	FALSE
		Ayu	97.84	TRUE
4	Linza	Linza	99.97	TRUE
		Linza	71.06	TRUE
		Linza	69.49	TRUE
		Linza	99.98	TRUE
		Linza	98.58	TRUE
		Linza	81.64	TRUE
		Linza	93.06	TRUE
		Linza	93.58	TRUE
		Linza	99.79	TRUE
		Linza	89.73	TRUE
5	Rahman	Rahman	99.6	TRUE
		Adam	49.46	FALSE
		Rahman	99.05	TRUE
		Rahman	67.39	TRUE
		Rahman	99.81	TRUE
		Linza	58.35	FALSE
		Rahman	83.13	TRUE
		Rahman	91.37	TRUE
		Rahman	86.27	TRUE
		Rahman	63.05	TRUE

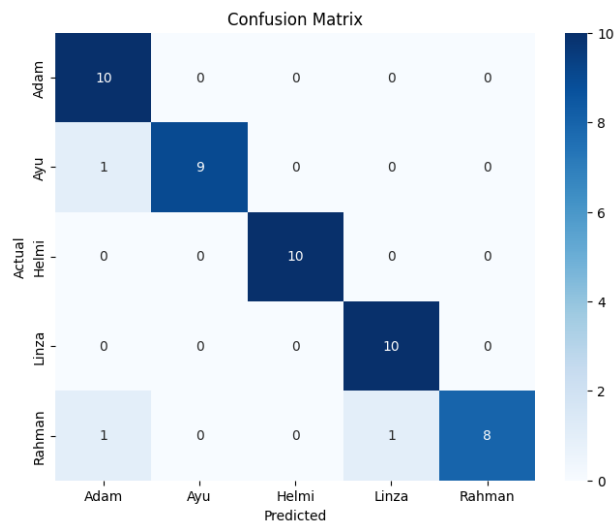
Berdasarkan hasil pada tabel di atas, sistem pengenalan wajah menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi. Setiap individu yang diuji Helmi, Adam, Ayu, Linza, dan Rahman memiliki sepuluh sampel pengujian, dan sebagian besar hasil prediksinya sesuai dengan identitas

sebenarnya (ditandai dengan Keterangan TRUE). Hal ini mencerminkan kemampuan sistem yang cukup stabil.

Namun demikian, terdapat beberapa kesalahan identifikasi, yaitu Ayu sempat terklasifikasi sebagai Adam dalam satu kasus. Rahman dua kali salah dikenali, masing-masing sebagai Adam dan Linza. Kesalahan kesalahan ini akan terekam dalam metrik evaluasi sebagai False Positive (FP) atau False Negative (FN). Sebagian contoh pengenalan citra wajah yang berhasil (*True Positive*) ditunjukkan pada tabel 4. Untuk memberikan pemahaman yang lebih jelas, visualisasi melalui confusion matrix di bawah ini menyajikan distribusi prediksi benar dan salah antar kelas

Tabel 4. Hasil Pengujian *Realtime (True Positive)*

No	Nama	Contoh Hasil Pengujian True Positive
1	Helmi	
2	Adam	
3	Ayu	
4	Linza	
5	Rahman	



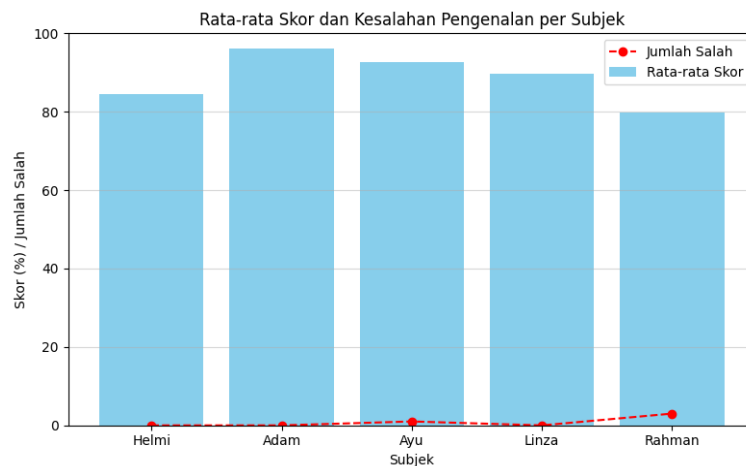
Gambar 5. Hasil Confusion Matrix Pengujian Realtime

Tabel 5. Classification Report Pengujian Realtime

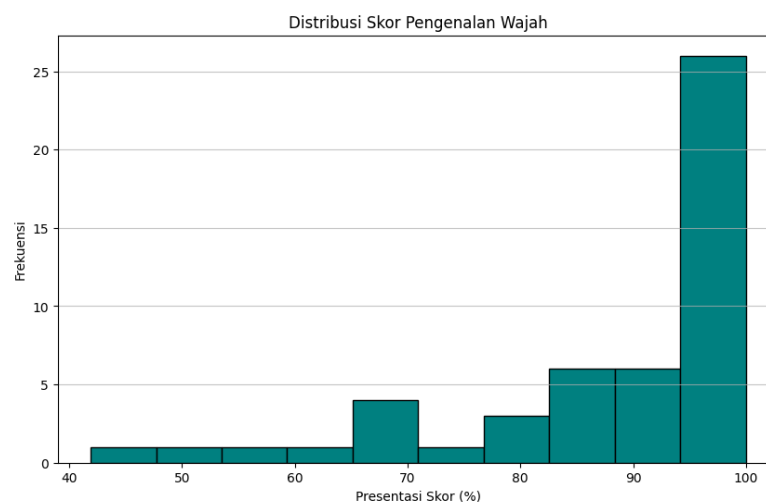
Label	Precision	Recall	F1-Score	Support
Adam	0.83	1	0.91	10
Ayu	1	0.9	0.95	10
Helmi	1	1	1	10
Linza	0.91	1	0.95	10
Rahman	1	0.8	0.89	10
Accuracy			0.94	50
Macro Avg	0.95	0.94	0.94	50
Weighted Avg	0.95	0.94	0.94	50

Confusion matrix ini menggambarkan distribusi hasil prediksi model terhadap lima individu yang diuji, yaitu Adam, Ayu, Helmi, Linza, dan Rahman. Setiap baris pada matriks menunjukkan data aktual, sedangkan setiap kolom menunjukkan hasil prediksi model. Nilai diagonal (dari kiri atas ke kanan bawah) mewakili jumlah prediksi yang benar, di mana masing-masing individu seperti Adam, Helmi, dan Linza dikenali dengan akurasi sempurna sebanyak 10 dari 10 sampel. Ayu dikenali dengan baik pada 9 dari 10 sampel, sementara satu sampel salah diklasifikasikan sebagai Adam. Untuk Rahman, sebanyak 8 sampel berhasil dikenali dengan benar, sedangkan 2 sisanya salah diklasifikasikan masing-masing sebagai Adam dan Linza. Melalui confusion matrix ini, kita dapat dengan jelas melihat pola keberhasilan dan kekeliruan model dalam melakukan klasifikasi, yang sangat berguna untuk menganalisis performa sistem secara lebih mendalam.

Mengacu pada hasil metrik evaluasi dalam tabel, sistem pengenalan wajah menunjukkan kinerja yang sangat baik secara keseluruhan, dengan tingkat akurasi sebesar 94% dari total 50 sampel yang diuji. Evaluasi per individu menunjukkan hasil yang cukup tinggi dan konsisten. Helmi berhasil dikenali dengan akurasi sempurna, memperoleh Precision, Recall, dan F1-Score sebesar 1.00, yang mengindikasikan tidak adanya kesalahan dalam proses klasifikasi. Untuk Adam, meskipun semua sampelnya berhasil dikenali (Recall 1.00), nilai Precision-nya sedikit lebih rendah (0.83) karena adanya prediksi salah dari kelas lain yang diklasifikasikan sebagai Adam. Sementara itu, Ayu dan Linza sama-sama mencatatkan nilai F1-Score sebesar 0.95, dengan Precision tinggi dan sedikit penurunan pada Recall akibat masing-masing satu kesalahan prediksi. Rahman menunjukkan performa paling rendah dalam hal Recall (0.80), yang berarti hanya 8 dari 10 sampelnya berhasil dikenali dengan benar, meskipun Precision-nya tetap tinggi (1.00). Secara keseluruhan, nilai Macro Average dan Weighted Average untuk Precision, Recall, dan F1-Score berkisar antara 0.94 hingga 0.95, yang mencerminkan performa sistem yang kuat, stabil, dan seimbang dalam mengenali wajah dari berbagai individu.



Gambar 6. Rata-rata Skor dan Kesalahan



Gambar 7. Distribusi Skor

Gambar 6 menunjukkan perbandingan antara rata-rata skor kesamaan dan jumlah kesalahan dalam pengenalan wajah untuk setiap subjek yaitu Helmi, Adam, Ayu, Linza, dan Rahman. Visualisasi ini bertujuan menganalisis kinerja sistem pengenalan wajah berdasarkan dua metrik utama yaitu akurasi skor kesamaan (dalam persen) dan jumlah prediksi yang keliru (Pengenalan Salah). Histogram ini menggambarkan distribusi nilai presentasi dari skor kesamaan wajah berdasarkan hasil evaluasi sistem pengenalan wajah yang telah dilakukan sebanyak 50 kali pada lima orang subjek. Pada sumbu horizontal (X) terdapat interval skor dalam bentuk persentase, sedangkan sumbu vertikal (Y) menunjukkan jumlah kemunculan skor dalam setiap interval tersebut. Dari diagram, terlihat bahwa mayoritas skor pengenalan wajah berada dalam kisaran 90–100%, dengan frekuensi tertinggi melebihi 25 kali. Hal ini menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah yang diuji mampu mencapai tingkat kesamaan yang baik dalam sebagian besar percobaan. Skor tinggi tersebut menandakan bahwa sistem tersebut memiliki tingkat akurasi yang baik dan dapat mengenali wajah dengan tepat pada sebagian besar situasi.

Selain itu, terlihat beberapa skor yang berada di antara 60–89%, tetapi jumlahnya jauh lebih sedikit dibandingkan dengan skor di atas 90%. Skor dalam kategori ini menunjukkan tingkat pengenalan yang cukup memadai, meskipun tidak sekuat skor tertinggi. Ini mungkin dipengaruhi oleh sejumlah faktor, seperti pencahayaan, sudut wajah, atau kualitas gambar yang dapat memengaruhi hasil kesamaan. Terdapat juga beberapa skor di bawah 60% mendekati angka 40%. Skor rendah ini bisa menjadi tanda bahwa sistem masih memiliki beberapa batasan dalam menangani kondisi tertentu atau dalam mengenali wajah yang bukan milik subjek yang diuji. Secara keseluruhan, histogram ini menggambarkan bahwa sistem pengenalan wajah menunjukkan performa yang baik pada sebagian

besar pengujian, namun tetap penting untuk diperhatikan dan dianalisis lebih lanjut terkait kasus-kasus dengan skor rendah, guna meningkatkan keandalan secara keseluruhan.

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mampu mengenali wajah secara akurat dalam kondisi ideal, tetapi juga cukup baik dalam kondisi wajah parsial. Keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi wajah yang sebagian tertutup mendukung potensi aplikasinya dalam lingkungan nyata yang dinamis dan tidak selalu ideal, seperti dalam penggunaan sistem keamanan berbasis kamera pengawas atau validasi identitas pengguna tanpa kontak fisik.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi pengenalan wajah pada pengujian realtime (94%) lebih tinggi dibandingkan dengan pengujian foto statis (92%). Perbedaan ini terutama dipengaruhi oleh karakteristik data uji yang digunakan. Pada pengujian foto statis, citra uji berupa foto terpisah dengan variasi kualitas yang cukup tinggi, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan, atau sebagian wajah yang tertutup, sehingga lebih rentan menimbulkan kesalahan prediksi. Sementara itu, pada pengujian realtime citra uji diambil dari frame video yang berurutan sehingga kondisi pencahayaan dan posisi wajah relatif lebih konsisten serta lebih representatif terhadap situasi nyata. Karakteristik ini memberikan peluang lebih besar bagi sistem untuk mengenali wajah dengan benar, sehingga akurasi pada pengujian realtime sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan pengujian foto statis.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian pengenalan wajah parsial menggunakan metode DeepFace dengan model ArcFace dan detektor wajah RetinaFace yang dilakukan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 92% dengan pengujian foto statik yang kemudian dilakukan evaluasi menggunakan Confusion Matrix, dan pengujian menggunakan video secara realtime menunjukkan akurasi sebesar 94%. Hasil pengujian pengenalan wajah parsial dilakukan pada 5 kelas individu yang terdiri dari wajah yang berbeda dalam setiap kelasnya. Hasil pengujian menunjukkan ada dua kelas pemilik citra yang tidak dapat dikenali wajahnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa metode metode DeepFace dengan model ArcFace dan detektor wajah RetinaFace dalam mendeteksi wajah dapat digunakan untuk membantu proses pengenalan wajah parsial. Berdasarkan hasil pengujian, menunjukkan masih ada beberapa kesalahan dalam mengenali wajah parsial pada kelas tertentu. Hal ini memberi peluang untuk melakukan pengembangan metode pengenalan, dan peningkatan kualitas hardware (kamera) yang digunakan. Sistem ini juga dapat dikembangkan menjadi sistem absensi dengan wajah bermasker atau untuk keperluan keamanan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin mengucapkan terima kasih kepada Yayasan Gunadarma atas dukungan yang telah diberikan melalui program beasiswa pendidikan magister. Bantuan ini tidak hanya memberikan kemudahan secara finansial, tetapi juga menjadi motivasi besar untuk menyelesaikan studi dan riset kami. Kontibusi Yayasan Gunadarma sangat berarti dalam pencapaian riset ini, kami berharap program beasiswa ini dapat terus memberikan manfaat bagi mahasiswa yang berkomitmen untuk berkembang di bidang akademik dan keilmuan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Kolda, T., Bader, B., & Anderson, J. (2019). Multi-biometric system based on cutting-edge equipment for experimental contactless verification. *Sensors*, 19(17), 3709. <https://doi.org/10.3390/s19173709>
- [2]. Guo, Y. (2021). Impact on biometric identification systems. *Scientific Programming*, 2021, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2021/3225687>
- [3]. Damer, N., Grebe, J. H., & Kuijper, A. (2020). The effect of wearing a mask on face recognition performance: An exploratory study. *arXiv preprint*, arXiv:2007.13521. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.13521>
- [4]. Huang, X., Li, L., & Wang, Y. (2023). Periocular biometric recognition for masked faces. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, 28(2), 141–152. <https://doi.org/10.1051/wujns/2023282141>

- [5]. Choudhury, T., Dey, S., & Paul, S. (2018). A survey on biometrics and cancelable biometrics systems. *International Journal of Image and Graphics*, 18(4), 1850006. <https://doi.org/10.1142/S0219467818500067>
- [6]. Habibu, M., & Sam, A. (2018). Assessment of vulnerabilities of the biometric template protection mechanism. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 5(44), 282–288. <https://doi.org/10.19101/ijatee.2018.544003>
- [7]. Montero, D., Chen, Z., & Rao, Y. (2021). Boosting masked face recognition with multi-task ArcFace. *arXiv preprint*, arXiv:2104.09874. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.09874>
- [8]. Tsai, Y.-C., Lin, H.-T., & Wang, P.-S. (2023). Joint masked face recognition and temperature measurement system using convolutional neural networks. *Sensors*, 23(6), 2901. <https://doi.org/10.3390/s23062901>
- [9]. Nurlita, A., Suryani, D., & Siregar, R. (2024). Comparison of ArcFace and Dlib performance in face recognition with detection using YOLOv8. *Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, 9(1), 13–21. <https://doi.org/10.35314/3jy3dy73>
- [10]. Sydor, A., Bielecka, D., & Nowak, M. (2024). Research on the state-of-the-art deep learning based models for face detection and recognition. *Information and Communications Technologies Electronic Engineering*, 2, 49–55. <https://doi.org/10.23939/ictee2024.02.049>
- [11]. Tapia, J. E., Perez, C. A., & Quezada, A. (2022). Selfie periocular verification using an efficient super-resolution approach. *IEEE Access*, 10, 67655–67666. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3184301>
- [12]. Asmitha, P., Rupa, C., & Nikitha, S. (2023). Novel and Effective Approach for Multiview Biometric Object Detection using Deep Learning based Cutting Edge Techniques. *2023 International Conference on Integrated Intelligence and Communication Systems (ICIICS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICIICS59993.2023.10421021>.
- [13]. Wang, G., Li, J., Wu, Z., Xu, J., Shen, J., & Yang, W. (2023). EfficientFace: an efficient deep network with feature enhancement for accurate face detection. *Multimedia Systems*, 29, 2825–2839. <https://doi.org/10.1007/s00530-023-01134-6>.
- [14]. Jiao, J., Liu, W., Mo, Y., Jiao, J., Deng, Z., & Chen, X. (2021). Dyn-arcFace: dynamic additive angular margin loss for deep face recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 80, 25741 - 25756. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10865-5>.
- [15]. Deng, J., Guo, J., Liu, T., Gong, M., & Zafeiriou, S. (2020). Sub-center ArcFace: Boosting Face Recognition by Large-Scale Noisy Web Faces. , 741-757. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58621-8_43.
- [16]. R, A., Solayappan, V., T, S., & K, R. (2021). Masked Deep Face Recognition using ArcFace and Ensemble Learning. *2021 IEEE 2nd International Conference on Technology, Engineering, Management for Societal impact using Marketing, Entrepreneurship and Talent (TEMSMET)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/temsmet53515.2021.9768777>.
- [17]. Chen, Z., Chen, J., Ding, G., & Huang, H. (2022). A lightweight CNN-based algorithm and implementation on embedded system for real-time face recognition. *Multimedia Systems*, 29, 129-138. <https://doi.org/10.1007/s00530-022-00973-z>.
- [18]. Deng, J., Guo, J., & Zafeiriou, S. (2018). ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 4685-4694. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00482>.
- [19]. Ding, F., Peng, P., Huang, Y., Geng, M., & Tian, Y. (2020). Masked Face Recognition with Latent Part Detection. *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*. <https://doi.org/10.1145/3394171.3413731>.
- [20]. An, X., Zhu, X., Xiao, Y., Wu, L., Zhang, M., Gao, Y., Qin, B., Zhang, D., & Fu, Y. (2020). Partial FC: Training 10 Million Identities on a Single Machine. *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 1445-1449. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00166>.