

**CV A - Hinton's
Prophet**

Face Recognition Project

Task Gender Classification

Portofolio Project 1



Indonesia AI

AI for Everyone, AI for Indonesia

OBJECTIVE

“Mengembangkan sistem berbasis teknologi AI untuk mengidentifikasi wajah manusia secara otomatis, dengan task khusus mengenali gender”

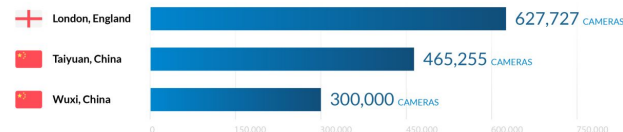
Business and Domain Understanding

- **Teknologi Face Recognition:** Penggunaan teknologi pengenalan wajah meningkat pesat untuk berbagai kebutuhan, seperti keamanan, pembayaran tanpa kontak, hingga personalisasi pengalaman pengguna di sektor retail, kesehatan, dan pendidikan. Pada 2025, pasar global teknologi pengenalan wajah diperkirakan mencapai **\$12,67 miliar** dengan tingkat pertumbuhan tahunan sebesar **16,6%** (Statista, 2025).
- Banyak pemerintah dan perusahaan besar mulai menerapkan sistem berbasis AI untuk pengenalan wajah. Contohnya adalah implementasi **boarding KAI berbasis biometrik** di Indonesia untuk keperluan naik kereta api di Indonesia.

3 Facial Recognition Statistics You Must Know

1 Top 3 most surveilled cities in the world (based on the number of surveillance cameras)

Source: Comparitech, 2020



2 5 US cities where police are banned from using facial recognition technology

Source: Innovation Tech Today, 2020



3 Top 3 AI surveillance technologies being adopted worldwide (by number of countries)

Source: Statista, 2020



Business and Domain Understanding

Seberapa Penting Pengembangan Aplikasi Berbasis AI dalam Pengenalan Wajah ?

- Konsep pemasaran secara modern dikenalkan oleh Gautam Srivastava [1] menggunakan metode pengenalan ekspresi pada wajah pelanggan
- Pengembangan metode multilevel dalam pengenalan wajah yang dikarakterisasikan sebagai objek komposit yang diwakili oleh komponen-komponen utama seperti alis, mata, hidung, mulut, mata kanan, dll., sistem pengenalan wajah dapat direpresentasikan sebagai sistem multilayer [2]
- Konsep privasi data dikembangkan menggunakan metode face recognition menggunakan Federated learning method [3]

Tren diverse applications of FR technology [4]

Application Area	Description	Benefits	Challenges	Technological Innovations
Security and Surveillance	Access control systems, Video surveillance, Criminal identification, Border control	Enhanced security, Crime prevention, Efficient border management	Privacy concerns, Potential misuse	Facial recognition accuracy
Retail and Marketing	Customer analytics, Personalized marketing, Retail store surveillance for shoplifting prevention	targeted marketing, Shopper behavior analysis, Reduced retail theft	Shopper privacy concerns, Ethical implications	Automated cashier-less stores using facial recognition for payment processing
Healthcare	Patient identification, Medical record management, Monitoring	Accurate patient identification, Improved medication adherence	Patient data Security	AI-driven medical diagnosis and treatment recommendations based on facial analysis
Education	Student attendance tracking, -Exam security	Efficient attendance monitoring, Prevention of exam cheating	Student privacy concerns, System reliability	Facial recognition-based smart classroom attendance systems with real-time notifications to parents and teachers
Social Media	Photo tagging and organization, Friend suggestion algorithms	Safer online communities	User privacy concerns	Enhanced privacy controls with facial recognition-based account security settings
Airports and Travel	Boarding pass verification, Immigration and customs processing, Lost baggage tracking	Efficient immigration procedures, Reduced baggage mishandling	Traveler privacy concerns	Facial recognition-enabled baggage tracking with real-time updates to travelers

Tools



Data Understanding

- **Ukuran dan Variasi:** Terdiri dari 202.599 gambar wajah dengan berbagai atribut seperti jenis kelamin, kacamata, senyuman, dan gaya rambut.
- **Anotasi Atribut:** Memiliki 40 atribut biner yang mencakup berbagai karakteristik visual, seperti "berkacamata", "berjenggot", "tersenyum", dll.
- **Label Bounding Box:** Menyediakan informasi bounding box untuk deteksi wajah.
- **Landmark Wajah:** Termasuk 5 landmark kunci (mata, hidung, dan mulut) yang berguna untuk tugas seperti pengenalan wajah dan pelacakan

Pada studi kasus Portofolio Project ini yang digunakan adalah 5000 images dengan atribut Male

Using The CelebA dataset, a large-scale facial attributes dataset widely used in computer vision and machine learning tasks, accessed via <https://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html>

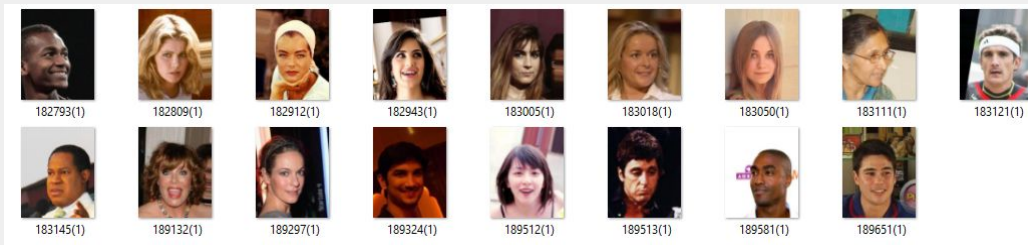
Data Preparation - Detect Duplication

Salah satu tantangan yang sering dihadapi dalam proses pelatihan model adalah adanya data duplikat, yang dapat mengarah pada bias model dan performa yang kurang baik. Oleh karena itu, **duplicate detection** atau deteksi duplikasi menjadi langkah esensial dalam preprocessing data guna memastikan model bekerja secara optimal dan adi

Jumlah gambar duplikat yang ditemukan: 17

Daftar file duplikat:

182809(1).jpg
182912(1).jpg
182943(1).jpg
189297(1).jpg
189132(1).jpg
189581(1).jpg
189324(1).jpg
189513(1).jpg
189651(1).jpg
189512(1).jpg
183005(1).jpg
183018(1).jpg
183111(1).jpg
183050(1).jpg
183121(1).jpg
183145(1).jpg
182793(1).jpg



```
# Mengumpulkan file images yang bukan duplikat
duplicates_set = set(duplicates)

# Filter file yang bukan duplikat
filtered_images = [file for file in files_images if file not in duplicates_set]

print(f'Total gambar setelah filter duplikat: {len(filtered_images)}')
```

Total gambar setelah filter duplikat: 5000

Data Preparation - Mapping Available Image Class

Jumlah gambar yang ditemukan: 5000 dari 5000 gambar

	id_images	5_o_Clock_Shadow	Arched_Eyebrows	Attractive	\
50	000051.jpg	1	0	0	
51	000052.jpg	0	0	0	
64	000065.jpg	0	0	0	
165	000166.jpg	1	0	0	
197	000198.jpg	0	1	1	

	Bags_Under_Eyes	Bald	Bangs	Big_Lips	Big_Nose	Black_Hair	...	\
50	1	1	0	0	1	0	...	
51	1	0	0	0	1	0	...	
64	0	0	0	0	0	1	...	
165	0	0	0	0	1	0	...	
197	0	0	0	0	0	0	...	

	Sideburns	Smiling	Straight_Hair	Wavy_Hair	Wearing_Earrings	\
50	0	0	0	0	0	
51	0	0	1	0	0	
64	0	1	1	0	0	
165	1	0	0	0	0	
197	0	0	0	0	0	

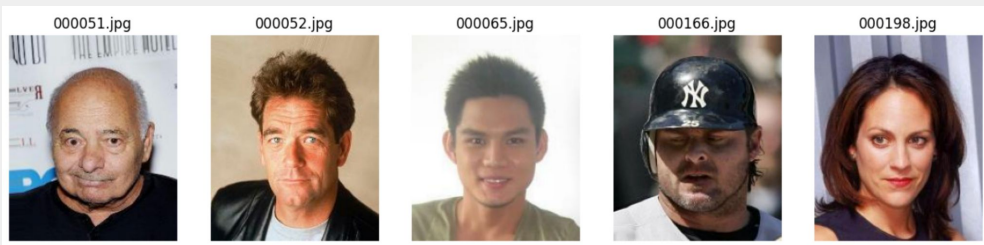
	Wearing_Hat	Wearing_Lipstick	Wearing_Necklace	Wearing_Necktie	Young
50	0	0	0	0	0
51	0	0	0	0	0
64	0	0	0	0	1
165	1	0	0	0	0
197	0	1	0	0	1

Proses pelabelan gambar menjadi langkah fundamental untuk memastikan model dapat belajar dengan benar. Mapping image class mengacu pada proses menghubungkan setiap gambar dalam dataset ke label kelas yang sesuai, seperti **Male (1)** dan **Female (0)**. Tanpa proses mapping yang baik, model dapat mengalami kesalahan klasifikasi yang berdampak pada akurasi dan keandalan prediksi.

Data Preparation - Plotting Class Distribution

Dalam pengembangan model **gender classification**, memahami distribusi kelas dalam dataset adalah langkah awal yang sangat penting. Salah satu cara efektif untuk melakukan ini adalah dengan **plotting distribusi kelas**, yang memberikan gambaran visual tentang jumlah sampel dalam setiap kategori, seperti **Male dan Female**.

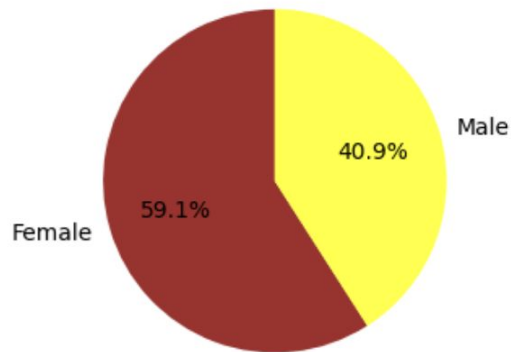
Plot distribusi kelas membantu dalam berbagai aspek penting dalam pengolahan data dan pelatihan model, seperti **deteksi ketidakseimbangan data**, **optimasi model**, dan **pengambilan keputusan dalam preprocessing**.



Jumlah Female: 2953

Jumlah Male: 2047

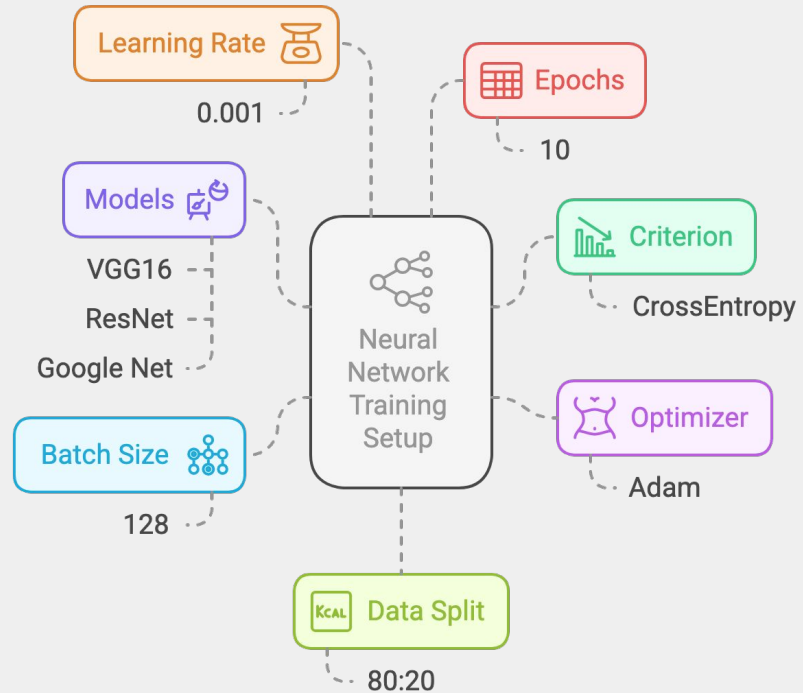
Jumlah Setiap Gender (dalam Persen)



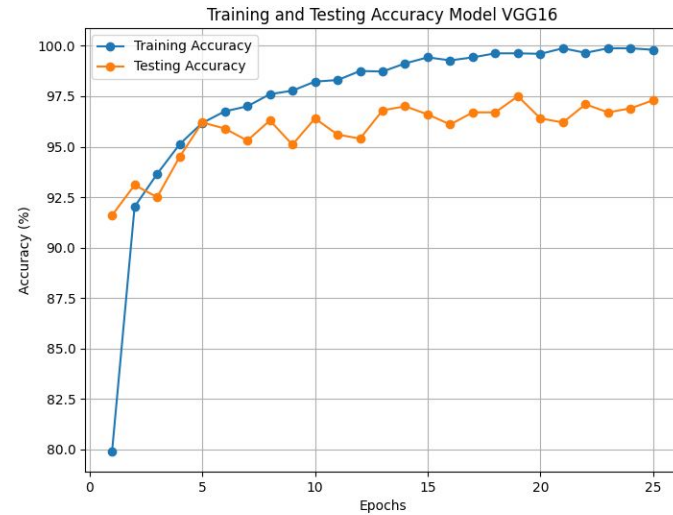
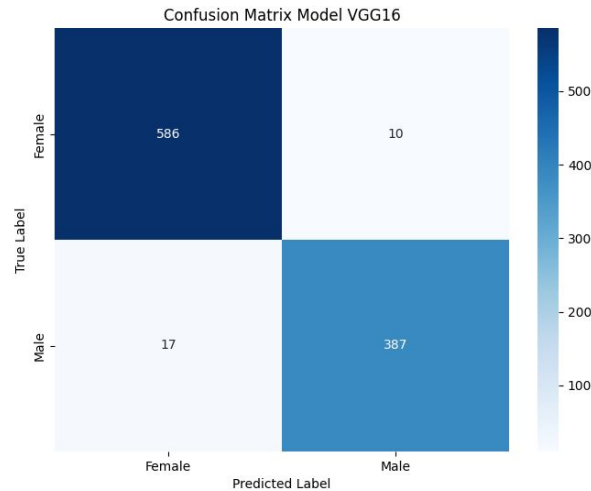
Architecture & Modelling

Learning Rate ditetapkan sebesar 0.001 untuk mengontrol kecepatan pembaruan bobot. Proses pelatihan dilakukan selama **10 Epochs** dengan **Batch Size** 128 untuk efisiensi pemrosesan. Model yang digunakan meliputi **VGG16**, **ResNet**, dan **Google Net**, menunjukkan fleksibilitas arsitektur. Kriteria loss function yang dipilih adalah **CrossEntropy**, yang cocok untuk tugas klasifikasi. **Optimizer Adam** digunakan untuk mempercepat konvergensi. Data dibagi dengan rasio **80:20**, di mana 80% digunakan untuk pelatihan dan 20% untuk validasi.

Neural Network Training Setup



Evaluation - VGG16



Classification Report:

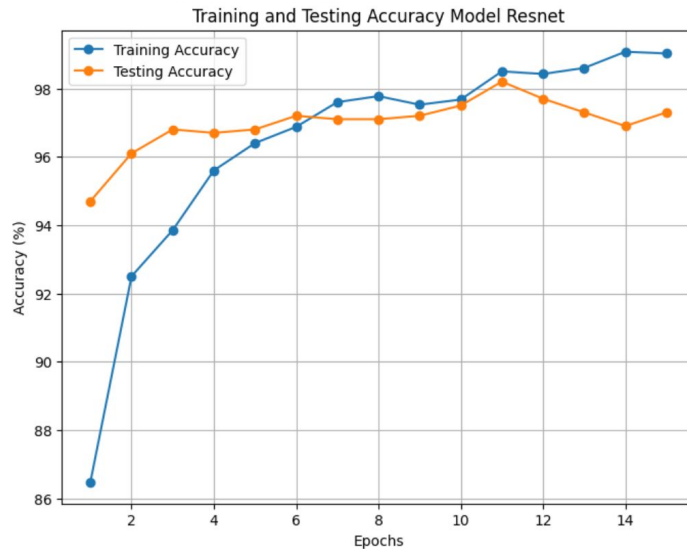
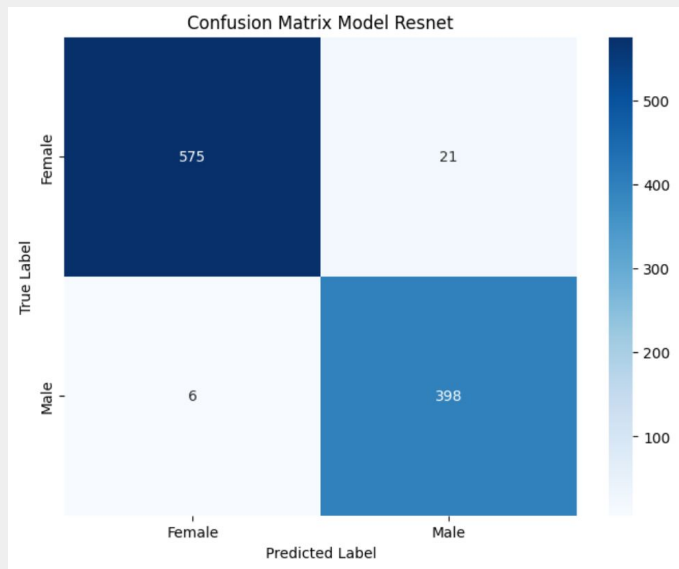
	precision	recall	f1-score	support
Female	0.99	0.96	0.98	596
Male	0.95	0.99	0.97	404
accuracy			0.97	1000
macro avg	0.97	0.97	0.97	1000
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1000

Hyperparameter Tuning

```
Training with lr=0.001, batch_size=16, epochs=5
Accuracy: 0.596
Training with lr=1e-05, batch_size=64, epochs=30
Accuracy: 0.957
Training with lr=0.001, batch_size=64, epochs=30
Accuracy: 0.911
Training with lr=1e-05, batch_size=64, epochs=5
Accuracy: 0.959
Training with lr=0.001, batch_size=8, epochs=25
Accuracy: 0.596
Training with lr=1e-05, batch_size=128, epochs=25
Accuracy: 0.977
Training with lr=0.0001, batch_size=128, epochs=30
Accuracy: 0.974
Training with lr=0.0001, batch_size=8, epochs=15
```

Hasil ini menunjukkan bahwa **learning rate rendah (1e-05)** dengan **batch size lebih besar (64 atau 128)** dan **jumlah epochs cukup banyak (25-30)** cenderung memberikan kinerja model terbaik. Pemilihan kombinasi optimal ini penting untuk memastikan model mencapai akurasi tinggi tanpa overfitting.

Evaluation - ResNet



Classification Report:

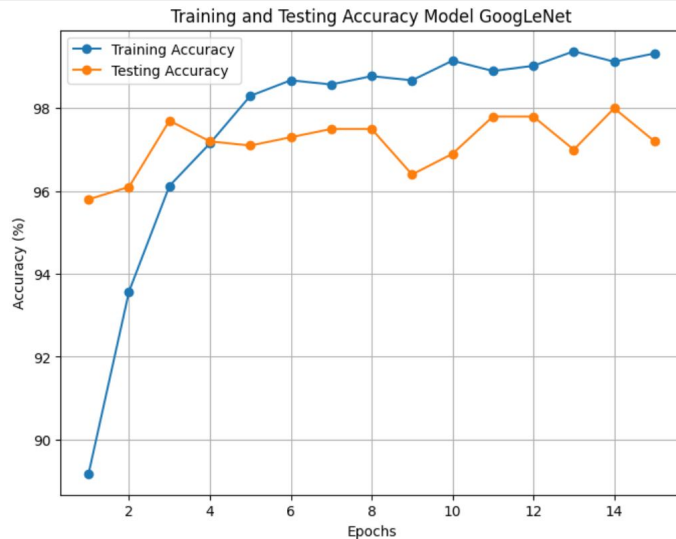
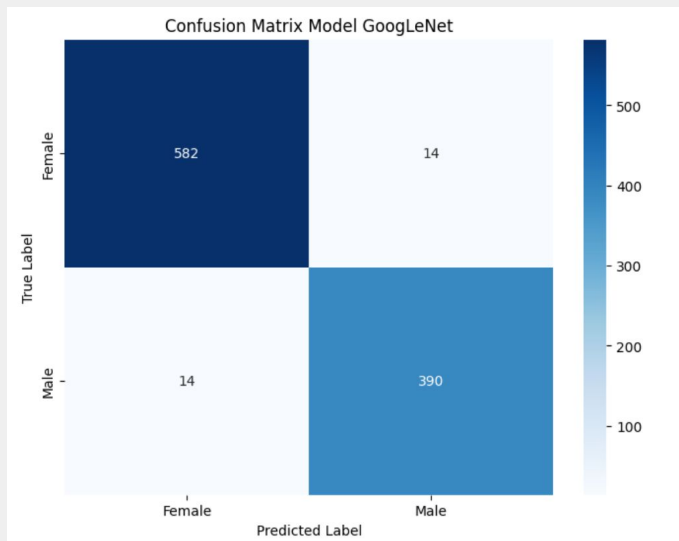
	precision	recall	f1-score	support
Female	0.99	0.96	0.98	596
Male	0.95	0.99	0.97	404
accuracy			0.97	1000
macro avg	0.97	0.97	0.97	1000
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1000

Hyperparameter Tuning

```
Training with lr=0.001, batch_size=8, epochs=25
Accuracy: 0.969
Training with lr=0.0001, batch_size=128, epochs=5
Accuracy: 0.956
Training with lr=0.0001, batch_size=64, epochs=10
Accuracy: 0.961
Training with lr=0.001, batch_size=16, epochs=30
Accuracy: 0.972
Training with lr=0.001, batch_size=16, epochs=15
Accuracy: 0.964
Training with lr=0.001, batch_size=128, epochs=30
Accuracy: 0.975
Training with lr=0.001, batch_size=8, epochs=5
Accuracy: 0.961
Training with lr=1e-05, batch_size=128, epochs=10
Accuracy: 0.968
Training with lr=1e-05, batch_size=8, epochs=15
Accuracy: 0.979
Training with lr=0.0001, batch_size=16, epochs=5
Accuracy: 0.974
Best hyperparameters: {'learning_rate': 1e-05, 'batch_size': 8, 'num_epochs': 15}
Best accuracy: 0.979
```

Hasil ini menunjukkan bahwa **learning rate kecil (1e-05)**, **batch size kecil (8)**, dan **jumlah epochs menengah (15)** adalah kombinasi optimal untuk model ini. Parameter optimal ini berhasil meningkatkan akurasi model secara signifikan, menjadikannya konfigurasi yang disarankan untuk pelatihan lebih lanjut.

Evaluation - GoogleNet



Classification Report:

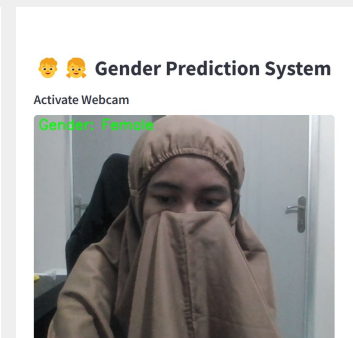
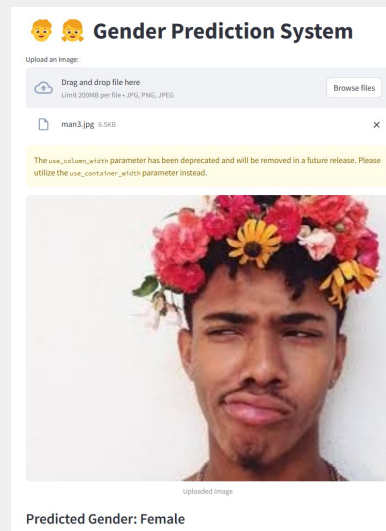
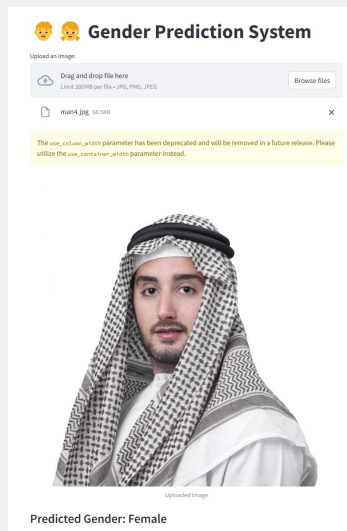
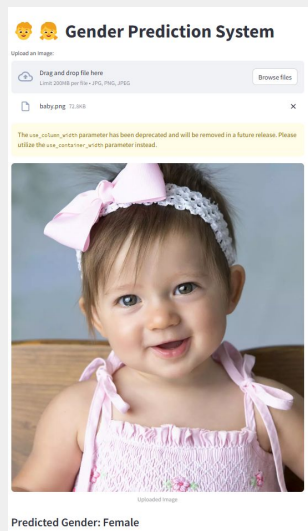
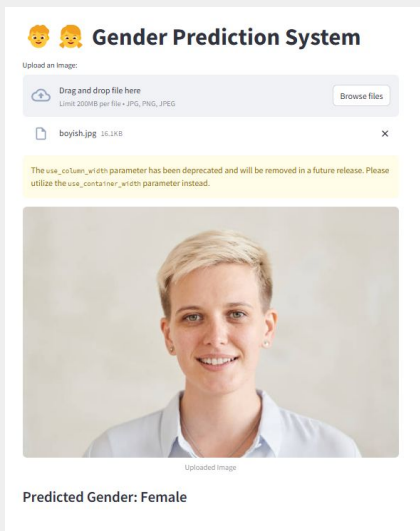
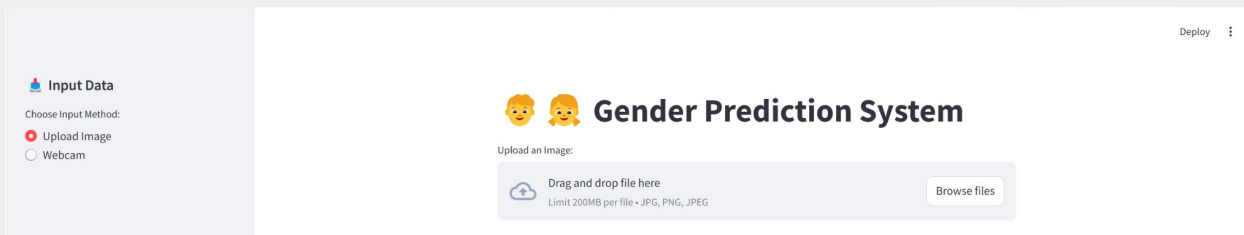
	precision	recall	f1-score	support
Female	0.98	0.98	0.98	596
Male	0.97	0.97	0.97	404
accuracy			0.97	1000
macro avg	0.97	0.97	0.97	1000
weighted avg	0.97	0.97	0.97	1000

Hyperparameter Tuning

```
Training with lr=0.0001, batch_size=16, epochs=5
Accuracy: 0.972
Training with lr=1e-05, batch_size=64, epochs=10
Accuracy: 0.961
Training with lr=1e-05, batch_size=16, epochs=10
Accuracy: 0.97
Training with lr=1e-05, batch_size=16, epochs=5
Accuracy: 0.96
Training with lr=0.0001, batch_size=32, epochs=10
Accuracy: 0.972
Training with lr=0.001, batch_size=32, epochs=20
Accuracy: 0.967
Training with lr=0.0001, batch_size=8, epochs=15
Accuracy: 0.983
Training with lr=0.001, batch_size=128, epochs=15
Accuracy: 0.939
Training with lr=1e-05, batch_size=64, epochs=15
Accuracy: 0.962
Training with lr=0.0001, batch_size=64, epochs=5
Accuracy: 0.966
Best hyperparameters: {'learning_rate': 0.0001, 'batch_size': 8, 'num_epochs': 15}
Best accuracy: 0.983
```

Hasil ini menunjukkan bahwa **learning rate rendah (0.0001)**, **batch size kecil (8)**, dan **jumlah epochs moderat (15)** adalah kombinasi optimal untuk model ini. Kombinasi ini berhasil memaksimalkan akurasi tanpa terlalu lama waktu pelatihan.

Deployment (Streamlit)



Conclusion

- Berdasarkan akurasi, stabilitas, dan efisiensi, **GoogleNet** dapat dianggap sebagai model terbaik karena mencapai akurasi tertinggi (98.3%) dengan konfigurasi optimal dan stabil dalam berbagai skenario.
- ResNet menjadi pilihan alternatif yang sangat baik, terutama jika model diinginkan untuk menangani kategori Male lebih akurat
- Meskipun memiliki akurasi yang relatif baik, performa VGG sedikit tertinggal dibandingkan ResNet dan GoogleNet

*“AI trained by good people will have a bias towards good; AI trained by bad people will have a bias towards bad” - **Geoffrey Hinton***

Referensi

- [1] Srivastava, G., & Bag, S. (2024). Modern-day marketing concepts based on face recognition and neuro-marketing: a review and future research directions. *Benchmarking: An International Journal*, 31(2), 410-438.
- [2] Opanasenko, V. M., Fazilov, S. K., Radjabov, S. S., & Kakharov, S. S. (2024). Multilevel Face Recognition System. *Cybernetics and Systems Analysis*, 60(1), 146-151.
- [3] GWoubie, A., Solomon, E., & Attieh, J. (2024). Maintaining Privacy in Face Recognition using Federated Learning Method. *IEEE Access*.
- [4] Gururaj, H. L., Soundarya, B. C., Priya, S., Shreyas, J., & Flammini, F. (2024). A Comprehensive Review of Face Recognition Techniques, Trends and Challenges. *IEEE Access*.