

ANALISIS DAN PEMODELAN BENTUK WAJAH PELANGGAN UNTUK OPTIMASI PILIHAN KACAMATA

Giatika Chrisnawati¹, Ramdan Al Farizi², Riyadh Khairi Ardhani³,

Ikmal Azizun Hakim⁴, Iksan Sahidan⁵

giatika.gcw@bsi.ac.id¹, ramdanalfariz03@gmail.com², riyadhardhani5@gmail.com³,
ikmalhakim290@gmail.com⁴, iksansahidan05@gmail.com⁵

Universitas Bina Saran Informatika

ABSTRAK

Pemilihan bingkaiacamata merupakan aspek krusial dalam menunjang penampilan dan estetika, namun seringkali dilakukan secara subjektif oleh pelanggan maupun petugas optik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membangun sebuah sistem otomatis pengklasifikasi bentuk wajah manusia guna memberikan rekomendasi bingkaiacamata yang akurat dan objektif. Metode yang diusulkan mengintegrasikan teknologi Computer Vision dan Deep Learning dengan fokus utama pada penggunaan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dan MediaPipe Face Mesh. Metodologi penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan memanfaatkan dataset citra wajah yang mencakup kategori Oval, Bulat, Persegi, Hati, dan Panjang. Proses dimulai dengan ekstraksi 468 titik landmark wajah menggunakan MediaPipe untuk memperoleh rasio geometri yang presisi, diikuti dengan tahap pra-pemrosesan citra (grayscale dan resizing 224x224 piksel). Model CNN kemudian dilatih untuk mengekstraksi fitur visual melalui lapisan konvolusi dan melakukan klasifikasi akhir menggunakan aktivasi Softmax. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN berhasil mencapai akurasi rata-rata sebesar 90% pada data uji. Kategori wajah "Panjang" memperoleh skor F1-Score tertinggi sebesar 0,95, sementara kategori "Hati" menunjukkan skor terendah sebesar 0,84 akibat kemiripan struktur geometri dengan kategori lain. Implementasi sistem pakar berbasis "Teori Kontras" pada output model secara efektif memberikan rekomendasi bingkaiacamata yang sesuai secara estetika, seperti bingkai persegi untuk wajah bulat dan bingkai bulat untuk wajah persegi. Penggunaan MediaPipe terbukti meningkatkan akurasi sistem sebesar 12% melalui isolasi objek yang lebih bersih. Penelitian ini menyimpulkan bahwa integrasi CNN dan analisis geometri wajah mampu mengoptimalkan layanan digital pada industri optik dengan memberikan rekomendasi yang cepat, konsisten, dan dipersonalisasi.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network (CNN), MediaPipe Face Mesh, Klasifikasi Bentuk Wajah.

PENDAHULUAN

Pemilihan bingkaiacamata menjadi salah satu bagian penting dalam berbusana, saat iniacamata tidak sekadar sebagai alat bantu penglihatan bagi penderita penyakit mata. (Sardjono et al. 2024), Metode rekomendasiacamata yang menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan bentuk wajah disajikan dalam penelitian ini. Convolutional Neural Network (CNN), algoritma Deep Learning, merekomendasikanacamata berdasarkan fitur wajah. Penelitian ini memperkenalkan strategi baru untuk meningkatkan Convolutional Neural Network (CNN) dalam suatu domain. Pengolahan dan analisis yang teliti terhadap foto wajah memungkinkan pemilihanacamata yang sesuai dengan karakteristik wajah individu. Teknologi revolusioner ini mengoptimalkan pemilihanacamata dengan memberikan rekomendasi yang dipersonalisasi. Pengenalan wajah, pelacakan, dan verifikasi membutuhkan identifikasi yang tepat terhadap individu berdasarkan fitur wajah mereka, terutama bentuknya. (Pratiwi 2024).

METODOLOGI

Metodologi penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif eksperimental yang berfokus pada pengembangan model Deep Learning untuk klasifikasi bentuk wajah guna optimasi pemilihan kacamata. Penelitian dibagi menjadi empat tahap utama: Pengumpulan Data, Pra-pemrosesan berbasis Landmark, Pengembangan Model CNN, serta Evaluasi dan Rekomendasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Arsitektur CNN

Dalam penelitian ini, model CNN yang dikembangkan menggunakan arsitektur sequential yang dioptimasi untuk mengenali fitur geometri wajah. Lapisan-lapisan utama meliputi:

- Convolutional Layers: Menggunakan filter 3×3 untuk mengekstraksi fitur tepi dan kurva wajah.
- MaxPooling: Untuk mereduksi dimensi citra sehingga model fokus pada fitur yang paling dominan.
- Dropout (0.5): Diterapkan untuk mencegah overfitting dengan mematikan neuron secara acak selama pelatihan.
- Dense Layer: Menggunakan aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas pada 5 atau 6 kategori bentuk wajah.

Analisis Data Uji (Performance Metrics)

Pengujian dilakukan menggunakan Test Set yang terdiri dari 150 citra wajah yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Berikut adalah tabel hasil pengujian berdasarkan matriks evaluasi Precision, Recall, dan F1-Score:

Tabel 1. Hasil Pengujian Model Per Kategori

Kategori Wajah	Bentuk Data (Jumlah)	Uji Terdeteksi Benar	Precision	Recall	F1-Score
Oval	30	28	0.93	0.93	0.93
Bulat	30	27	0.90	0.90	0.90
Persegi	30	26	0.87	0.87	0.87
Hati	30	25	0.86	0.83	0.84
Panjang	30	29	0.94	0.97	0.95
TOTAL / AVG	150	135	0.90	0.90	0.90

Analisis Tabel: Bentuk Panjang memiliki skor tertinggi (0.95) karena rasio tinggi wajah yang sangat kontras dibandingkan lebar wajah, sehingga memudahkan CNN dalam ekstraksi fitur.

Bentuk Hati (Heart) memiliki skor terendah (0.84) dikarenakan kemiripan fitur dagu lancip dengan bentuk wajah Oval pada sudut pencahayaan tertentu.

Hasil Rekomendasi Bingkai Kacamata (Uji Coba Kasus)

Sistem diuji dengan memasukkan sampel citra baru untuk melihat sejauh mana logika "Teori Kontras" bekerja dalam memberikan rekomendasi.

Tabel 2. Contoh Output Sistem Rekomendasi

ID Subjek	Prediksi Bentuk Wajah	Probabilitas	Rekomendasi Bingkai	Dasar Teori
S-01	Bulat	98.2%	Persegi / Angular	Menambah garis tegas pada wajah
S-02	Persegi	89.5%	Bulat / Round	Menyamarkan garis rahang kuat

S-03	Oval	95.1%	Wayfarer / Aviator	Menjaga proporsi alami wajah
S-04	Panjang	91.0%	Oversized / Wide	Mengurangi kesan wajah terlalu kurus

Pembahasan Pengaruh MediaPipe

Penggunaan MediaPipe Face Mesh sebelum proses klasifikasi CNN terbukti meningkatkan akurasi sebesar 12% dibandingkan langsung menggunakan citra mentah (raw image). Hal ini dikarenakan:

1. Isolasi Objek: MediaPipe menghilangkan latar belakang (background) yang mengganggu proses konvolusi.
2. Koreksi Pose: Titik landmark memungkinkan sistem melakukan kalkulasi rasio geometri (misal: lebar dahi dibanding lebar rahang) yang menjadi data pendukung bagi bobot di lapisan Fully Connected model CNN.

Validasi Hipotesis

Berdasarkan data di atas, Hipotesis Utama diterima. Penerapan model berbasis CNN mampu menghasilkan akurasi rata-rata 90%, yang secara signifikan lebih konsisten dan objektif dibandingkan penilaian manual yang seringkali bersifat subjektif dan dipengaruhi oleh preferensi pribadi petugas optik.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, perancangan, dan pengujian model pada penelitian ini, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan utama sebagai berikut:

1. Integrasi Teknologi: Penggabungan metode MediaPipe Face Mesh untuk deteksi titik landmark dan Convolutional Neural Network (CNN) terbukti mampu mengotomatisasi proses identifikasi bentuk wajah pelanggan secara objektif dan konsisten.
2. Akurasi Klasifikasi: Penerapan arsitektur CNN memberikan hasil klasifikasi yang signifikan dalam membedakan enam kategori geometri wajah (Oval, Bulat, Persegi, Hati, Panjang, dan Diamond) meskipun terdapat tantangan variasi pencahayaan dan posisi wajah pelanggan.
3. Optimasi Layanan: Sistem ini berhasil memberikan solusi atas kendala pemilihan kacamata manual dengan menyediakan rekomendasi bingkai yang didasarkan pada perhitungan matematis rasio wajah, sehingga meningkatkan kepuasan pelanggan dan efisiensi operasional optik.
4. Efektivitas Pra-pemrosesan: Tahapan pra-pemrosesan citra seperti normalisasi ukuran (resizing) dan ekstraksi koordinat oleh MediaPipe sangat krusial dalam mempercepat waktu komputasi dan meningkatkan akurasi model CNN.

Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut guna menyempurnakan penelitian ini, penulis memberikan saran sebagai berikut:

1. Peningkatan Dataset: Menambahkan jumlah data latih citra wajah yang lebih bervariasi, termasuk penggunaan aksesoris wajah (seperti masker atau cadar) dan gaya rambut yang berbeda agar model memiliki tingkat generalisasi yang lebih tinggi.
2. Parameter Rekomendasi: Mengintegrasikan parameter tambahan selain bentuk wajah dalam sistem rekomendasi, seperti skin tone (warna kulit) dan dimensi ukuran kacamata secara spesifik agar hasil optimasi lebih personal.
3. Optimasi Kecepatan: Melakukan penyederhanaan arsitektur jaringan saraf agar aplikasi dapat dijalankan secara lancar pada perangkat dengan spesifikasi rendah tanpa mengurangi akurasi hasil klasifikasi.

4. Ekspansi Variabel Estetika: Menambahkan data referensi bingkai kacamata yang lebih luas, mencakup tren mode terbaru yang tetap merujuk pada prinsip kontras geometri wajah.

DAFTAR PUSTAKA

- Budianto, Willson, Dyah Erny Herwindiati, Janson Hendryli, Teknik Informatika, and Universitas Tarumanagara. 2023. "Infotech: Journal of Technology Information." 9(2):129–36.
- Pratiwi, Intin Risti. 2024. "Implementasi Face Recognition Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Untuk Rekomendasi Model Kacamata Secara Online." *Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek* 3(8):1–23.
- Retno Hapsari, Angga Ayu, Rachmat Gernowo, and Catur Edi Widodo. 2019. "Penggunaan Algoritma CART Untuk Pemilihan Bingkai Kacamata Dengan Penerapan Model Morfologi Indeks Wajah Untuk Identifikasi Bentuk Wajah." *Jurnal Sistem Informasi Bisnis* 10(1):1–9. doi:10.21456/vol10iss1pp1-9.
- Rongcai, R. E. N., W. U. Guoxiong, and 2023 Ming, C A I. n.d. No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title.
- Sardjono, Mochamad Wisuda, Valdy Ramadhan, Valdy Ramadhan, Margi Cahyanti, and Ericks Rachmat Swedia. 2024. "Klasifikasi Bentuk Bingkai (Frame) Kacamata Menggunakan CNN Dengan Arsitektur Inception V3 Dan Augmented Reality Berbasis Android." *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)* 5(2):204–18. doi:10.61628/jsce.v5i2.1292.