



# Ranah Research : Journal of Multidisciplinary Research and Development

+62 821-7074-3613



[ranahresearch@gmail.com](mailto:ranahresearch@gmail.com)



<https://jurnal.ranahresearch.com/>



## Prediksi Keindahan Wajah dengan Menggunakan Attribute Aware Convolutional Neural Network (AACNN)

Ulil Surtia Zulpratita<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universitas Widyatama, Bandung, Indonesia, [ulil.zulpratita@widyatama.ac.id](mailto:ulil.zulpratita@widyatama.ac.id)

Corresponding Author: [ulil.zulpratita@widyatama.ac.id](mailto:ulil.zulpratita@widyatama.ac.id)

**Abstract:** *The perception of beauty whether applied to a face or any similar subject, differs among people, with assorted values doled out to magnificence levels or positions. Facial beauty assessment has gained significant interest in various domains, including cosmetics, image processing, and artificial intelligence. This review digs into facial beauty prediction utilizing the Attribute Aware Convolutional Neural Network (AACNN) according to the SCUT-FBP5500 benchmark dataset. The study in this paper closes by accentuating the requirement for more comprehensive and adjusted datasets and proposes future exploration bearings to improve model decency and address moral ramifications.*

**Keyword:** *Facial Beauty Prediction, AACNN, Facial Attributes, Deep Learning, SCUT-FBP5500.*

**Abstrak:** Persepsi keindahan baik diterapkan pada wajah ataupun subjek serupa, berbeda-beda di antara orang-orang, dengan nilai yang berbeda-beda pula dalam segala aspek keindahan. Penilaian keindahan wajah telah mendapatkan perhatian yang signifikan di berbagai bidang, termasuk kosmetik, pemrosesan gambar, dan kecerdasan buatan. Ulasan ini menggali prediksi keindahan wajah menggunakan *Attribute Aware Convolutional Neural Network (AACNN)* berdasarkan *benchmark dataset* SCUT-FBP5500. Tinjauan dalam makalah ini ditutup dengan menekankan kebutuhan akan dataset yang lebih komprehensif dan tepat guna, serta mengusulkan arah eksplorasi di masa depan untuk meningkatkan kelayakan model dan mengatasi konsekuensi moral.

**Kata Kunci:** *Facial Beauty Prediction, AACNN, Facial Attributes, Deep Learning, SCUT-FBP5500.*

### PENDAHULUAN

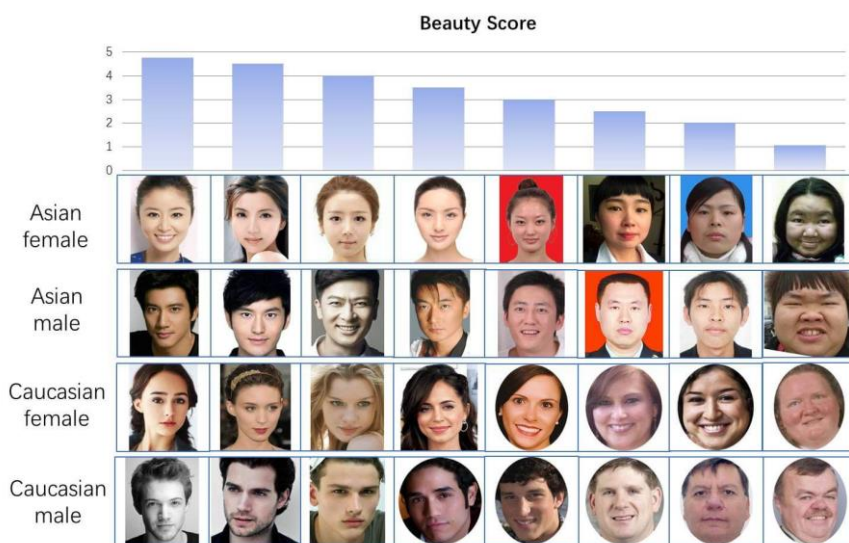
Penilaian keindahan wajah adalah subjek yang telah menarik perhatian dalam berbagai bidang, termasuk seni, ilmu komputer, ilmu psikologi, dan industri kecantikan. Kemajuan teknologi pengenalan pola visual, terutama dalam konteks deep learning, telah membuka

peluang baru untuk mengembangkan model prediksi keindahan wajah yang lebih akurat dan efektif.

Penilaian keindahan wajah adalah fenomena yang kompleks dan bergantung pada preferensi individu serta budaya. Manusia secara alami memiliki kecenderungan untuk menilai keindahan wajah berdasarkan berbagai faktor, termasuk simetri, rasio fitur wajah, kulit yang sehat, dan karakteristik lainnya. Dalam konteks ini, pengembangan model yang dapat memahami dan memanfaatkan atribut-atribut ini menjadi penting.

Teknologi telah memainkan peran kunci dalam mengubah cara kita memahami dan mencapai keindahan. Aplikasi kamera selfie dengan filter kecantikan, aplikasi perancangan wajah virtual, dan penilaian keindahan berbasis komputer semuanya menjadi semakin populer. Oleh karena itu, pengembangan model otomatis untuk memprediksi keindahan wajah dapat memiliki implikasi yang signifikan dalam industri kecantikan dan di luarnya.

Deep learning, khususnya dengan *Convolutional Neural Network (CNN)*, telah terbukti efektif dalam tugas-tugas pengenalan pola visual. Penggunaan model deep learning dalam prediksi keindahan wajah memiliki potensi untuk menggantikan penilaian subjektif manusia dengan penilaian yang lebih objektif dan dapat diukur. *Attribute Aware Convolutional Neural Network (AACNN)*: adalah salah satu varian dari CNN yang dirancang khusus untuk memahami dan memanfaatkan atribut-atribut dalam citra. Dengan integrasi atribut wajah dalam model AACNN, kita dapat meningkatkan pemahaman dan akurasi dalam prediksi keindahan wajah.



Sumber: <https://www.v7labs.com/open-datasets/scut-fbp5500-dataset>

**Gambar 1: SCUT-FBP5500 – benchmark dataset untuk prediksi keindahan wajah multiparadigma**

Pengembangan model prediksi keindahan wajah dengan menggunakan AACNN muncul sebagai solusi yang menjanjikan untuk mengatasi permasalahan kompleks dalam penilaian keindahan wajah. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang bagaimana deep learning dan model berbasis atribut seperti AACNN dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan ini dan membantu dalam berbagai aplikasi, termasuk industri kecantikan dan ilmu komputer.

Prediksi keindahan wajah melibatkan identifikasi dan kuantifikasi fitur-fitur yang berkontribusi terhadap daya tarik yang dirasakan. Beberapa penelitian telah mengeksplorasi topik ini dengan menggunakan berbagai metode dan algoritma. Salah satu pendekatannya adalah dengan menggunakan teknik pembelajaran mendalam, khususnya CNN. Misalnya, Lin dkk. menggunakan AACNN untuk memprediksi kecantikan wajah menggunakan kumpulan

data SCUT-FPB5500 (Gambar 1). Kumpulan data ini berisi 5.500 gambar wajah bagian depan pria dan wanita Asia dan Kaukasia, dengan skor kecantikan berkisar antara 1 hingga 5 yang ditentukan oleh sukarelawan. Gambar diproses menggunakan CNN yang dilatih dengan dukungan *Graphics Processing Unit* (GPU) yang kuat.

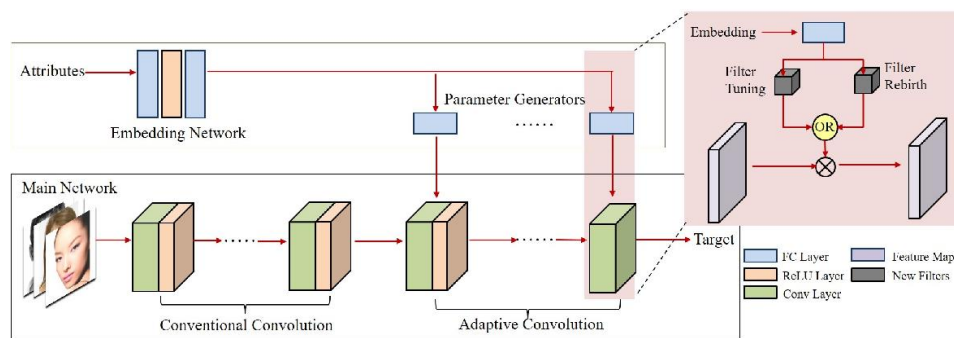
Pendekatan lain melibatkan penggunaan *Regression Guided by Relative Ranking Using CNN* (R3CNN) untuk prediksi kecantikan wajah. Metode ini menggunakan CNN untuk mengekstrak fitur dari gambar wajah dan kemudian menerapkan regresi untuk memprediksi kecantikan wajah. Selain pendekatan tersebut, peneliti lain telah mengusulkan strategi berbeda. Beberapa berfokus pada fitur wajah tertentu seperti simetri dan dimorfisme seksual, yang diketahui memengaruhi persepsi daya tarik. Lainnya mengusulkan metode berdasarkan fitur geometris, seperti rasio emas yang dihitung dari sudut fitur yang diekstraksi. Terlepas dari kemajuan yang dicapai dalam bidang ini, penting untuk dicatat bahwa prediksi kecantikan wajah masih merupakan tugas yang kompleks. Faktor-faktor seperti perbedaan budaya dan preferensi individu dapat berdampak signifikan terhadap persepsi daya tarik, sehingga sulit untuk mengembangkan algoritma yang dapat diterapkan secara universal. Selain itu, sumber daya komputasi dan waktu sering kali diperlukan untuk melatih model ini, terutama saat menangani kumpulan data besar.

## METODE

Seiring dengan perkembangan teknologi *deep learning* (DL), eksplorasi tentang prediksi keindahan wajah menghadirkan batas menarik dengan beragam segi implikasi. Di luar kemajuan teknologi penggabungan DL dengan FBP, timbul pertanyaan lain tentang kecantikan alami, pengaruh budaya terhadap preferensi estetika, dan etika pertimbangan seputar penilaian algoritmik penampilan manusia. Ulasan dalam tulisan ini bertujuan untuk mempelajari implementasi AACNN di bidang FBP, memeriksa fondasinya, kemutakhiran teknik, aplikasi di berbagai domain, serta tantangan dan peluangnya di masa depan.

## AACNN

Parameter filter pada *Attribute Aware Convolutional Neural Network* (AACNN) dikontrol secara adaptif oleh atribut wajah. Jaringan utama AACNN berisi beberapa lapisan konvolusional adaptif, yang bobotnya diperbarui oleh generator parameter dengan mengambil atribut yang disematkan sebagai masukan. Penyematan dihasilkan oleh jaringan penyematan dangkal yang dikondisikan pada informasi atribut (misalnya, jenis kelamin dan ras). Akibatnya, AACNN dapat menyesuaikan parameter filter dan menghasilkan fitur berdasarkan atribut, yang dapat menangani variasi wajah di berbagai atribut. AACNN bergantung pada informasi atribut yang diberikan untuk menghasilkan filter adaptif. Namun, ini tidak cocok untuk kumpulan data yang hanya memiliki label berorientasi tugas dan tidak memiliki label atribut tambahan. Dengan menggunakan atribut wajah sebagai pengetahuan sebelumnya, jaringan saraf harus fokus mempelajari fitur terkait atribut untuk memprediksi skor keindahan wajah secara adaptif. AACNN menggunakan label atribut terkait sebagai masukan tambahan untuk memodulasi filter agar beradaptasi dengan variasi yang disebabkan oleh atribut yang berbeda. Arsitektur AACNN; sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 2; berisi komponen utama berikut: jaringan utama, jaringan penyematan, dan generator parameter. Jaringan utama dirancang untuk prediksi kecantikan wajah, sedangkan bobot lapisan konvolusional adaptifnya dihasilkan oleh generator parameter. Dipandu oleh informasi atribut, AACNN dapat memodulasi parameter konvolusional secara adaptif untuk atribut yang berbeda. Sampai batas tertentu, ini setara dengan ansambel dari beberapa konvensional CNN yang dilatih secara terpisah pada setiap pola atribut. Namun, ini jauh melampaui ansambel sederhana CNN untuk pembagian bobot di berbagai atribut. Parameter generator dapat merangkum pengetahuan umum dan menyimpan perbedaan antar atribut.



Sumber: Lin, L. dkk (2019)

**Gambar 2: Arsitektur AACNN yang terdiri dari jaringan utama, jaringan embedding dan generator parameter. Lapisan konvolusional adaptif di jaringan utama memperbarui bobot filter oleh generator parameter melalui pengambilan output dari jaringan penyematan sebagai input.**

### Dataset SCUT FBP-5500

SCUT FBP-5500 adalah kumpulan data yang beragam dan komprehensif, dirancang khusus untuk mempelajari dan memprediksi keindahan wajah. Dataset ini terdiri dari 5.500 gambar wajah tampak depan yang bersih dengan ekspresi netral, dengan rentang usia yang luas dari 15 hingga 60 tahun. Kumpulan datanya dikategorikan dengan cermat menjadi empat himpunan bagian berbeda berdasarkan ras dan gender, mencakup 2000 perempuan Asia, 2000 laki-laki Asia, 750 Perempuan bule, dan 750 laki-laki bule. Demografi yang beragam ini representasi membantu dalam menciptakan pendekatan yang lebih holistik dan inklusif untuk analisis keindahan wajah. Tujuan utama dataset ini adalah untuk memfasilitasi pengembangan dan evaluasi model komputasi untuk prediksi keindahan wajah. Gambar diberi label dengan peringkat keindahan antara 1 dan 5. Dengan menawarkan perpaduan gambar dari berbagai ras dan jenis kelamin, dataset SCUT-FBP5500 merupakan salah satu sumber daya berharga bagi para peneliti dan developer di berbagai bidang, seperti rekomendasi kosmetik, analisis estetika, dan teknologi pengenalan wajah, sehingga memungkinkan para peneliti guna membangun dan menguji algoritma yang lebih baik dalam mewakili populasi yang beragam. Gambar 1 menyajikan beberapa sampel dataset ini.

### Riset Terdahulu

Dalam riset (Bougourzi, dkk, 2022) diperkenalkan metode DL untuk aplikasi FBP. Dalam penelitian tersebut digunakan arsitektur REX-INCEP, yang menggabungkan dua jaringan terlatih untuk menangani fitur wajah yang kompleks. Studi ini memperkenalkan dynamic robust loss yang berfungsi seperti ParamSmoothL1, Huber, dan Tukey, meningkatkan perilaku pelatihan. Dalam riset tersebut digunakan juga regresi ansambel, serta integrasi model CNN yang berbeda untuk peningkatan ketepatan. Evaluasi dengan dataset SCUT-FBP5500, metode ini menunjukkan signifikan kemajuan atas metode FBP yang ada. Penelitian ini berkontribusi pada bidang FBP dengan menawarkan arsitektur inovatif dan fungsi dynamic loss yang lebih presisi untuk FBP.

ComboLoss diperkenalkan pada penelitian (Xu dan Xiang, 2020), fungsi kerugian baru untuk analisis daya tarik wajah menggunakan jaringan SEResNeXt50. Metode ini dievaluasi pada kumpulan data SCUT-FBP, HotOrNot, dan SCUT-FBP5500, menunjukkan peningkatan kinerja dibandingkan metode sebelumnya. Riset ini menitikberatkan pada pentingnya fungsi kerugian dalam meningkatkan proses pembelajaran tanpa menambah kompleksitas, meskipun terdapat keterbatasan seperti tidak mengeksplorasi metode diskritisasi tingkat lanjut atau kumpulan data tambahan untuk pra-pelatihan. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan di lapangan dengan membandingkan fungsi kerugian secara sistematis dan menetapkan tolok ukur kinerja baru.

Tulisan (Vahdati dan Suen, 2019) memberikan kerangka baru untuk menganalisis daya tarik wajah perempuan berdasarkan transfer pembelajaran Ms-Celeb-1M dan model VGGFace2, yang telah dilatih pada kumpulan data yang relatif serupa mengenali wajah perempuan. Mereka menggabungkan hasil dari beberapa model dasar menjadi prediksi daya tarik suatu wajah, model ini didasarkan pada Lasso, *Support Vector Regression* (SVR) linier, dan metode regresi Ridge. Dataset SCUT-FBP dan SCUT-FBP 5500 dimasukkan dalam penelitian ini, hasil yang dicapai masing-masing sebesar 0,89 dan 0,91 dalam hal korelasi prediksi.

(Saeed dkk., 2022) memperkenalkan model DL yang baru, FIAC-Net, untuk penilaian daya tarik gambar wajah. Hal ini bertujuan untuk memodelkan keindahan secara obyektif menggunakan Deep CNN (DCNN) dan mengatasi tantangan seperti kelangkaan kumpulan data dan tuntutan komputasi. Dalam riset ini diusulkan arsitektur DCNN yang ringan dengan parameter yang lebih sedikit, sehingga memungkinkannya berfungsi secara efektif pada perangkat dengan kemampuan perangkat keras terbatas. Eksperimen dilakukan dengan menggunakan kumpulan data CelebA, SCUT-FBP, dan SCUT-FBP5500, menggunakan augmentasi data dan label lunak untuk pelatihan. FIAC-Net menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam klasifikasi daya tarik wajah dibandingkan metode yang ada, khususnya dalam hal efisiensi komputasi dan kemampuan beradaptasi terhadap kumpulan data yang berbeda.

Pada riset (Boukhari, dkk 2023) diusulkan ViT-FBP sebagai kerangka transformator visi untuk prediksi kecantikan wajah, yang telah diterapkan secara berturut-turut pada berbagai teknik DL. Dataset SCUT-FBP5500 digunakan dalam penelitian ini. Temuan eksperimental menunjukkan bahwa jaringan kami dapat bekerja lebih baik dibandingkan pendekatan dasar CNN sebelumnya. Hasil percobaan menunjukkan bahwa jaringan yang diusulkan mencapai kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan beberapa karya yang tersedia dalam literatur terbuka (AlexNet, ResNet-18, ResNeXt-50, CNN-SCA, dan R3CNN). Ini meningkatkan penilaian kesesuaian dengan penilaian manusia. Secara keseluruhan, ViT-FBP merupakan pendekatan baru yang menjanjikan dalam prediksi kecantikan wajah. Metode ini lebih akurat dan dapat diinterpretasikan dibandingkan metode sebelumnya, dan memiliki potensi untuk digunakan dalam berbagai aplikasi.

Penelitian (Lin, dkk. 2019) mengusulkan kerangka konvolusi adaptif AACNN untuk FBP, yang mencakup jaringan attribute-aware untuk memanfaatkan sepenuhnya atribut sebagai pengetahuan sebelumnya; dan jaringan pseudo attribute-aware untuk memanfaatkan informasi konteks gambar untuk menghasilkan pengetahuan seperti atribut dalam kasus tanpa label atribut. Dataset SCUT-FBP5500 digunakan dalam riset ini. Studi ablasi yang ekstensif mengkonfirmasi efektivitas kedua jaringan tersebut. Lebih dari sekadar prediksi kecantikan wajah, makalah ini juga menarik beberapa kesimpulan psikologis tentang kecantikan wajah dari eksperimen yang dilakukan. Misalnya, penelitian ini menemukan bahwa gender dan ras mungkin memiliki dampak yang lebih kuat terhadap daya tarik wajah dibandingkan rasio geometris. Hasilnya menunjukkan bahwa metode yang diusulkan bersifat ortogonal terhadap pendekatan lain yang dapat digabungkan untuk meningkatkan kinerja lebih lanjut.

Riset (Zejmo dkk., 2023) mengeksplorasi daya tarik wajah menggunakan tiga model pembelajaran mesin. Ini menggunakan kumpulan data SCUT-FBP5500 untuk pelatihan, dan Face Research Lab London Set untuk pengujian, menampilkan 102 wajah dewasa. Model pertama mengevaluasi warna latar belakang dominan dalam foto, menggunakan pengelompokan untuk membentuk vektor pelatihan. Model kedua menerapkan jaringan saraf pembelajaran mendalam, termasuk MobileNetV2, VGG19, ResNet50V2, dan Xception, yang dilatih pada kumpulan data ImageNet untuk mengekstrak fitur wajah guna prediksi daya tarik. Model ketiga menilai proporsi wajah dengan mengukur jarak antara titik-titik wajah utama, menggunakan pengukuran ini dalam algoritma seperti *Random Forest Regressor* dan

*Linear SVR* untuk prediksi daya tarik. Hasil regresi dari ketiga model digabungkan untuk menentukan skor akhir daya tarik suatu wajah.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode CNN telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam teknologi pemrosesan gambar, khususnya untuk prediksi keindahan wajah. Namun metode ini terus menghadapi beberapa kesulitan, seperti masalah overfitting dan kebutuhan akan kumpulan data yang besar serta daya komputasi yang kuat. Seiring dengan kemajuan bidang FBP, muncullah kecenderungan ke arah diversifikasi dan kecanggihan metodologi. Para peneliti memperkenalkan fungsi kerugian yang baru, seperti ComboLoss dan *dynamic robust loss* yang bertujuan untuk meningkatkan proses pembelajaran dan meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Metode ansambel menjadi terkenal, dengan penelitian yang memanfaatkan kombinasi beberapa model atau regresi untuk mencapai akurasi yang lebih tinggi. Eksplorasi mekanisme perhatian, aplikasi seluler, dan arsitektur inovatif, seperti 2B-IncRex, menunjukkan kesadaran yang lebih luas akan perlunya model yang adaptif dan efisien. Evolusi dalam arah penelitian ini mencerminkan transisi dari penyempurnaan model dasar ke eksplorasi teknik-teknik canggih yang lebih bernuansa, dengan menekankan komputasi. Tabel 1 memberikan ringkasan penelitian yang dibahas pada bagian sebelumnya.

Keterbatasan dalam penelitian prediksi kecantikan wajah, sebagaimana dirinci dalam Tabel 1, sangat luas dan kompleks. Hal ini mencakup tantangan seperti kumpulan data yang terbatas dan tidak beragam, yang dapat mengganggu pemahaman model tentang standar kecantikan global. Meluasnya penggunaan pembelajaran transfer, meskipun banyak akal, menimbulkan kekhawatiran tentang kemampuan model untuk memprediksi kecantikan secara mandiri. Kompleksitas implementasi, bias budaya dalam data pelatihan, dan variabilitas kumpulan data semakin memperumit masalah ini. Permasalahan ini menggarisbawahi perlunya model yang lebih inklusif, adil, dan kuat yang mampu secara akurat mewakili beragam standar kecantikan. Upaya untuk menerapkan metodologi yang dapat diterapkan secara universal sangatlah penting, terutama mengingat sifat subjektif dari keindahan dan kebutuhan untuk memastikan keadilan dalam konteks budaya yang berbeda. Hal ini menyoroti kemajuan dalam prediksi kecantikan wajah dan tantangan yang terus-menerus perlu diatasi untuk meningkatkan akurasi, keadilan, dan kemampuan generalisasi model ini. Dari segi hasil, Tabel 1 menunjukkan bahwa para peneliti sering menggunakan pendekatan regresi, dengan memanfaatkan kumpulan data yang FBP-nya dinilai secara numerik. Metrik evaluasi utama yang digunakan untuk menilai efektivitas model yang berbeda meliputi *Pearson Correlation (PC)*, *Mean Absolute Error (MAE)*, dan *Root Mean Square Error (RMSE)*. Kumpulan data SCUT-FBP5500 menawarkan wawasan tentang kompleksitas prediksi kecantikan.

**Tabel 1. Ringkasan hasil tinjauan penelitian terdahulu**

Riset	Metode	Batasan	Hasil Riset
Bougourzi, dkk (2022)	Arsitektur REX-INCEP, menggabungkan 2 jaringan terlatih dengan fungsi kerugian berbeda yang digunakan untuk meningkatkan pelatihan	Interval untuk parameter fungsi (loss functions) bersifat statis	PC = 0.9159; MAE = 0.2071; RMSE = 0.2739
Xu dan Xiang (2020)	ComboLoss; Fungsi kerugian baru di jaringan SEResNeXt50	Studi ini tidak mengeksplorasi secara mendalam metode diskritisasi tingkat lanjut untuk skor daya tarik	PC = 0.5
Vahdati dan Suen (2019)	Pembelajaran transfer model Ms-Celeb-1M dan VGGFace2; menggunakan	Hanya bergantung pada pembelajaran transfer untuk menghitung daya tarik wajah.	Data wajah wanita Asia : PC = 0.9141; MAE = 0.2196; RMSE = 0.2895.

	kombinasi metode regresi Lasso, SVR (linier) dan Ridge untuk memprediksi hasil akhir	Data wajah wanita Kaukasia : PC =0.9112; MAE = 0.2304; RMSE = 0.2951.
Saeed, dkk.(2022)	FIAC-Net merupakan arsitektur DCNN ringan dengan parameter yang lebih sedikit	Dataset SCUT-FBP5500 sering digunakan dalam penelitian sebelumnya untuk tugas regresi. Hal ini memerlukan perbandingan yang adil untuk mengevaluasi kinerja FIAC-Net secara akurat terhadap metode yang ada. Akurasi = 85.9%
Boukhari, dkk. (2023)	Usulan arsitektur ViT-FBP yang menggunakan jaringan inti mengikuti standar ViT, dengan 8 lapisan blok transformator untuk ekstraksi fitur mendasar.	VIT-FBP adalah pendekatan baru yang menjanjikan dalam prediksi kecantikan wajah. Metode ini lebih akurat dan dapat diinterpretasikan dibandingkan metode sebelumnya, dan memiliki potensi untuk digunakan dalam berbagai aplikasi. Namun, penggunaan teknologi kecantikan wajah di dunia medis dan industri masih menemui kesulitan. Pengetahuan tentang kecantikan menjadi penting dalam dunia medis karena peningkatan tajam permintaan bedah kosmetik selama beberapa tahun terakhir. PC = 0.9519; MAE = 0.1854; RMSE = 0.2347
Lin L, dkk (2019)	Mengusulkan AACNN (dinamakan sebagai; AaNet), yang parameter filternya dikontrol secara adaptif oleh atribut wajah.	AaNet bergantung pada informasi atribut yang diberikan untuk menghasilkan filter adaptif PC = 0.8842; MAE = 0.243; RMSE = 0.3196
Zejmo, dkk (2023)	Menggabungkan 3 model yang bergantung pada: (1) warna latar belakang dominan, (2) jaringan saraf pembelajaran mendalam, dan (3) menilai proporsi wajah dengan mengukur jarak antara titik-titik wajah utama	Keterbatasan penting dari penelitian ini adalah kecilnya ukuran dataset pengujian. Selain itu, metodologi ini melibatkan penjumlahan keluaran ketiga model tanpa memberikan bobot yang berbeda. Pendekatan kontribusi setara ini mungkin tidak secara akurat mencerminkan perbedaan signifikansi atau efektivitas setiap model dalam menentukan daya tarik wajah RandomForestRegressor: R2 = 0.233; MAE = 2.344; RMSE = 0.613 LinearSVR: R2 = 0.146; MAE = 2.433; RMSE = 0.647 SDGRegressor: R2 = 0.182; MAE = 2.509; RMSE = 0.634

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil tinjauan penelitian terdahulu, terbukti bahwa model DL, khususnya CNN, telah sangat meningkatkan kemampuan kita untuk menganalisis dan memprediksi daya tarik wajah. *Attribute Aware CNN* memanfaatkan sepenuhnya atribut sebagai pengetahuan sebelumnya. Dipandu oleh informasi atribut, AACNN dapat memodulasi parameter konvolusional secara adaptif untuk atribut yang berbeda. Sampai batas tertentu, ini setara dengan ansambel dari beberapa konvensional CNN yang dilatih secara terpisah pada setiap pola atribut. Namun, AACNN terbukti jauh melampaui ansambel sederhana CNN untuk pembagian bobot di berbagai atribut. Parameter generator dalam arsitektur AACNN dapat merangkum pengetahuan umum dan menyimpan perbedaan antar atribut.

Dataset SCUT-FBP5500 juga turut berperan penting dalam pengembangan model ini. Namun, distribusi skor kecantikan yang tidak merata dan kekhasan budaya yang melekat pada kumpulan data ini menyoroti perlunya metode pengumpulan data yang lebih seimbang dan beragam. Mengejar model yang secara akurat mewakili standar kecantikan global dan terkini peka terhadap keragaman budaya sangat penting untuk masa depan penelitian FBP. Meskipun DL telah membawa perspektif baru terhadap pemahaman keindahan wajah, namun proses pengembangan dan penciptaan model FBP yang tidak memihak dan universal masih tengah berlangsung. Bidang FBP berada di persimpangan jalan, dengan peluang untuk menggali lebih dalam perpaduan teknologi dan estetika, sekaligus menghadapi tantangan untuk mengatasi implikasi etika dan budaya dari kemajuannya. Penelitian di masa depan harus fokus pada peningkatan keragaman dan keterwakilan kumpulan data, peningkatan keadilan dan inklusivitas model, serta terus mempertanyakan dan menyempurnakan batasan etika penggunaan teknologi untuk menilai keindahan manusia.

## REFERENSI

- Bougourzi, F., Dornaika, F. dan Taleb-Ahmed, A. (2022). Deep Learning-Based Face Beauty Prediction via Dynamic Robust Losses and Ensemble Regression. *Knowledge Based System*, vol. 242, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2022.108246.
- Boukhari, D. E., Chemsia, A. dan Ajgou, R. (2023). Facial Beauty Prediction Based on Vision Transformer. *International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications*, ISSN: 2319-2518 (Online), DOI: 10.18178/ijeetc
- Lin L, Liang L, Jin L, dkk. (2019). Attribute-Aware Convolutional Neural Networks for Facial Beauty Prediction. *Proceedings of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. AAAI Press, 2019: 847-853.
- Saeed, J. N, Abdulazeez, A. M. dan Ibrahim, D. A. (2022). FIAC-Net: Facial Image Attractiveness Classification Based on Light Deep Convolutional Neural Network. *2022 Second International Conference on Computer Science, Engineering and Applications (ICCSEA)*, IEEE, Sep. 2022, pp. 1–6. doi:10.1109/ICCSEA54677.2022.9936582.
- Vahdati, E. dan Suen, C. Y. (2019). Female Facial Beauty Analysis Using Transfer Learning and Stacking Ensemble Model. pp. 255–268. doi: 10.1007/978-3-030-27272-2\_22.
- Xu, L. dan Xiang, J. (2020). ComboLoss for Facial Attractiveness Analysis with Squeeze-and-Excitation Networks. Oct. 2020.
- Žejmo, A., Gielert, M., Grabski, M. dan Kostek, B. (2023). Assessing the Attractiveness of Human Face Based on Machine Learning. *Procedia Comput Sci*, vol. 225, pp. 1019–1027, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.10.089.