

# DETEKSI PORNOGRAFI PADA CITRA KARAKTER ANIMASI DENGAN HSV DAN YCBCR MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Azzahratul Jannah<sup>1)</sup>, Nunik Pratiwi\*<sup>2)</sup>

1. Universitas Muhammadiyah Prof. DR. HAMKA, Indonesia
2. Universitas Muhammadiyah Prof. DR. HAMKA, Indonesia

## Article Info

**Kata Kunci:** Klasifikasi Naïve Bayes; Pengolahan Citra Digital; Pornografi Citra Karakter Animasi; Ruang Warna HSV dan YCbCr

**Keywords:** Digital Image Processing; HSV and YCbCr Color Spaces; Naïve Bayes Classification; Pornography Animated Character Images

## Article history:

Received 7 October 2024  
Revised 13 November 2024  
Accepted 5 December 2025  
Available online 1 March 2025

## DOI :

<https://doi.org/10.29100/jupi.v10i1.5883>

\* Corresponding author.  
Corresponding Author  
E-mail address:  
[npratiwi@uhamka.ac.id](mailto:npratiwi@uhamka.ac.id)

## ABSTRAK

Teknologi pembuatan animasi berkembang semakin pesat. Animasi perempuan digunakan dalam berbagai bidang seperti komik atau karakter anime, film, iklan, dan game online. Dengan berkembangnya animasi juga menimbulkan dampak negatif dan positif. Adanya simbol yang mengarah pada pornografi merupakan salah satu dampak negatif yang muncul. Sebagian besar animasi yang memiliki unsur negatif tersebar luas melalui internet dan dapat mudah dijangkau oleh semua orang, tanpa memandang usia sehingga dapat menyebabkan kecanduan pornografi dan penyimpangan lainnya. Saat ini kecerdasan buatan yang berkembang pesat juga memungkinkan pendeteksian dini terhadap karakter animasi yang mengandung unsur pornografi. Salah satunya adalah dengan deteksi citra animasi yang dilakukan dengan menggunakan metode deteksi warna kulit yang menggabungkan ruang warna HSV dan YCbCr dan kemudian diklasifikasikan dengan algoritma Naïve Bayes. Berdasarkan pengujian yang dilakukan terhadap 396 citra yang terdiri dari 198 citra kelas porn dan 198 kelas non\_porn dengan, diperoleh akurasi sebesar 76,25%, *precision* 80,85%, *recall* 79,16% dan *f1-score* 79,99%. Hasil percobaan menunjukkan bahwa dengan menggabungkan kedua ruang warna tersebut, model dapat bekerja dengan baik dalam mendeteksi ada atau tidaknya unsur pornografi pada citra karakter animasi perempuan.

## ABSTRACT

The technology of making animations is developing more and more rapidly. Female animation is used in various fields such as comics or anime characters, movies, advertisements, and online games. With the development of animation, there are also negative and positive impacts. The existence of simbol that leads to pornography is one of the negative impacts that arise. Most animations that have negative elements are widespread through the internet and can be easily reached by everyone, regardless of age. so that it can cause addiction to pornography and other deviations. Currently, the rapidly developing artificial intelligence also allows early detection of animation characters that contain pornographic elements. One of them is by detecting animated images using a skin color detection method that combines HSV and YCbCr color spaces and then classified with the Naïve Bayes algorithm. Based on tests conducted on 396 images consisting of 198 porn class images and 198 non\_porn class images, an accuracy of 76.25% precision of 80.85%, recall of 79.16% and f1-score of 79.99% was obtained. The experimental results show that by combining the two color spaces, the model can work well in detecting the presence or absence of pornographic elements in the image of female animated characters.

## I. PENDAHULUAN

KOMPLEKSITAS teknologi yang terus meningkat pada saat ini, membuat karakter animasi diciptakan menjadi desain yang beraneka ragam. Animasi dapat mencakup manusia, hewan, tumbuhan, atau bahkan pemandangan alam. Animasi awalnya dirancang untuk memberikan anak-anak hiburan dan pengalaman belajar yang menarik. Namun, animasi semakin berkembang sehingga dapat dinikmati untuk semua usia, bukan hanya anak-anak saja. Dibeberapa negara, karakter animasi digunakan untuk mempercantik website dan game offline dan online serta untuk film anak-anak [1]. Perkembangan animasi dapat memiliki konsekuensi negatif,

seperti munculnya simbol yang mengarah pada elemen pornografi [2].

Komponen pornografi mulai dari berpakaian yang tidak pantas, menampilkan bagian tubuh yang sensitif, hingga menampilkan gambar vulgar dalam pakaian yang terbuka. Kebanyakan animasi yang mengandung elemen pornografi tersedia secara gratis diinternet dan dapat dijangkau oleh semua orang dari segala usia [3]. Hasil survei yang dilakukan pada 2020, menunjukkan bahwa anak-anak di Indonesia berusia antara 5 dan 12 tahun menyumbang 8,08% dari kontribusi mereka dan sekitar 62,43% dari penetrasi internet [4]. Penggunaan internet untuk mengakses gambar tersebut dikhawatirkan anak-anak dan remaja ini akan mencoba meniru apa yang mereka lihat, seperti pakaian atau gaya berpakaian yang tidak pantas pada karakter tersebut. Keinginan untuk mencoba dan meniru ini dipengaruhi oleh *mirror neurons*. *Mirror neurons* merupakan sel-sel otak anak-anak yang menyebabkan mereka ingin merasakan atau mengalami apa pun yang mereka tonton, termasuk konten pornografi. Anak-anak akan terinspirasi untuk mencoba meniru apa yang mereka lihat [5]. Anak-anak dan remaja yang sering terpapar gambar karakter animasi yang mengenakan pakaian minim akan menjadi beranggapan bahwa pakaian semacam ini pantas digunakan dalam berbagai suasana. Apabila anak-anak dan remaja ini menggunakan pakaian tersebut ditempat umum, maka akan mendapatkan penilaian negatif atau kritik dari masyarakat yang menganggap pakaian tersebut tidak sesuai dengan norma sosial dan budaya. Selain pandangan negatif masyarakat, menggunakan pakaian yang terbuka juga akan menjadi sasaran pelecehan seksual baik verbal maupun fisik. Pelaku pelecehan seksual sering kali menjadikan pakaian minim sebagai alasan untuk melakukan hal yang tidak pantas kepada korbannya tanpa pandang usia. Secara umum, penyebab pelecehan seksual pada anak-anak meliputi berbagai faktor, seperti lingkungan keluarga, kurangnya pengawasan, akses ke konten pornografi, dan kurangnya edukasi seksual yang memadai. Pengaruh media dan animasi yang tidak pantas juga menjadi salah satu faktor yang berkontribusi. Menurut Komisi Nasional Perlindungan Anak (Komnas PA), terdapat 1.915 aduan kasus kekerasan seksual terhadap anak yang diterima sepanjang 2023. Ketua Umum Komnas PA menyebutkan bahwa beberapa latar belakang kasus kekerasan seksual tersebut, diantaranya karena menonton video yang mengandung konten pornografi [6]. Maka dari itu, untuk mencegah anak di bawah umur mengakses gambar animasi yang vulgar dengan mudah dapat dilakukan dengan pendeteksian gambar.

Studi yang dilakukan oleh [7] tentang deteksi karakter animasi 2D pornografi menggunakan HSV pada lebih dari 300 gambar, dengan mengekstrak fitur HSV menggunakan metode klasifikasi KNN. Studi ini menemukan bahwa gambar pornografi memiliki nilai tertinggi sebesar 63,16%. Pada studi lainnya dengan judul "Mendeteksi Gambar Porno dengan Mendeteksi Warna Kulit dan Foto Selfie Berdasarkan Ruang Warna YCbCr" [8], memisahkan dua jenis gambar (100 citra porno dan 50 citra non-pornografi), dan kemudian pada 150 citra tersebut dilakukan pengujian dan mendapatkan tingkat akurasi sebanyak 80,5%. Dalam penelitian terkait lainnya, menggunakan segmentasi warna dan operasi morfologi gambar YCbCr untuk menentukan apakah benar-benar warna kulit, didapatkan 63,15 % dari 38 gambar yang diuji dapat menunjukkan area wajah manusia pada gambar berwarna [9].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, mengklasifikasikan citra yang mengandung unsur pornografi dapat dilakukan dengan menggunakan ekstraksi ruang warna. Klasifikasi adalah prosedur untuk memisahkan atau mengelompokkan objek sesuai dengan pola yang harus digunakan untuk tujuan klasifikasi. Agar klasifikasi mendapatkan hasil yang baik, diperlukan sebuah metode untuk mengukur akurasi dari sistem klasifikasi tersebut. Metode klasifikasi tersebut seperti K-Nearest Neighbor (KNN), Naïve Bayes Classifier (NBC), dan lainnya. Pada penelitian yang dilakukan oleh [10], kematangan buah jambu bol dikategorikan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur RGB (*Red Green Blue*) dan klasifikasi Naïve Bayes. Sepuluh citra buah jambu bol mentah, sepuluh citra buah jambu bol setengah matang, dan sepuluh citra buah jambu bol matang merupakan kumpulan data yang dikumpulkan dari 30 citra. Penelitian ini memperoleh hasil nilai akurasi sebesar 75%. Dalam penelitian terkait lainnya yang dilakukan oleh [11], melakukan klasifikasi bunga mawar menggunakan Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes lebih unggul dengan tingkat akurasi sebesar 75% sedangkan K-Nearest Neighbor hanya mendapatkan tingkat akurasi 62,5%.

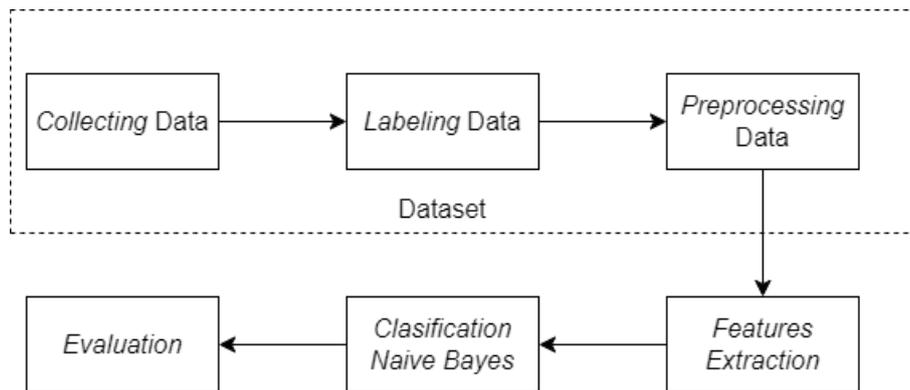
Melihat dari penelitian terdahulu tersebut, maka penelitian yang dilakukan saat ini yaitu deteksi citra karakter animasi yang mengandung unsur pornografi dengan menggabungkan ruang warna HSV dan YCbCr. Dalam penelitian sebelumnya, belum pernah dilakukan penggabungan kedua ruang warna tersebut. Fitur-fitur dari ruang warna HSV dapat digunakan untuk menangani variasi warna dan saturasi, sementara fitur-fitur dari ruang warna YCbCr dapat membantu dalam menangani perbedaan intensitas dan bayangan. Penggunaan ekstraksi fitur HSV pada penelitian sebelumnya [7] hanya mendapatkan hasil akurasi sebesar 63,16% dengan menggunakan klasifikasi KNN. Pada penelitian [8] dengan menggunakan YCbCr tanpa menggunakan metode klasifikasi mendapatkan akurasi 80,5%. Maka dari itu, penelitian ini akan menggabungkan dua ruang warna tersebut dengan menggunakan jumlah dataset yang lebih banyak agar memungkinkan untuk mendapatkan hasil representasi yang lebih banyak,

lebih informatif dan lebih akurat sehingga citra yang mengandung unsur pornografi dapat diklasifikasikan dengan lebih baik dari penelitian yang sudah ada. Adapun klasifikasi Naïve Bayes dipilih karena pada penelitian sebelumnya [7] [8] dengan topik deteksi citra pornografi belum pernah digunakan. Selain itu, pemilihan klasifikasi Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi citra dikarenakan pada penelitian yang sebelumnya [10], menunjukkan bahwa Naïve Bayes dapat memberikan akurasi yang unggul dibandingkan KNN. Naïve Bayes juga dikenal sebagai algoritma yang sederhana namun sangat efisien untuk klasifikasi. Adapun klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini adalah mengelompokkan citra menjadi dua kelas yaitu citra yang mengandung unsur pornografi dan citra non-pornografi.

Dengan demikian, pemilihan metode klasifikasi Naïve Bayes yang dikombinasikan dengan penggunaan ruang warna HSV dan YCbCr diharapkan dapat hasil yang lebih baik karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam klasifikasi, serta kemampuan ruang warna tersebut untuk menangani variasi dalam pencahayaan dan warna secara efektif. Kombinasi ini memanfaatkan kelebihan masing-masing komponen untuk memberikan hasil yang lebih akurat dan dapat diandalkan dalam berbagai kondisi. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan mampu untuk membantu mengidentifikasi citra karakter animasi yang mengandung unsur pornografi dengan lebih baik dari penelitian sebelumnya dan dapat diintegrasikan ke dalam berbagai aplikasi atau perangkat untuk meningkatkan fitur keamanan, seperti filter konten otomatis dan sistem pengawasan *real-time*, yang lebih efektif dalam mendeteksi dan menghapus konten yang tidak pantas sehingga mampu untuk mengurangi efek negatifnya yang dapat ditimbulkan.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan penggabungan dua ruang warna yaitu HSV dan YCbCr untuk mendeteksi citra karakter animasi yang mengandung unsur pornografi dan tidak. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Naïve Bayes. Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar berikut.



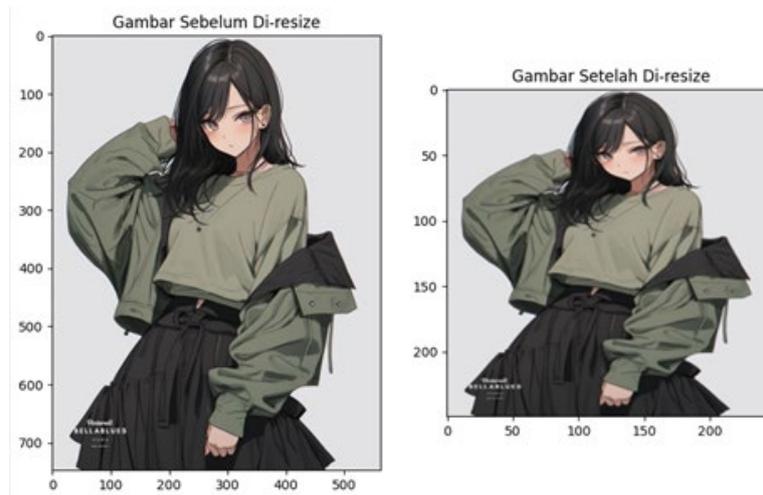
Gambar. 1. Alur penelitian

### A. Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar atau citra yang diperoleh melalui internet dengan berbagai kata kunci yang terkait dengan karakter animasi perempuan dan bukan manusia asli. Data yang digunakan adalah citra karakter animasi perempuan bukanlah manusia asli. Data tersebut terdiri dari citra karakter animasi yang terdapat unsur pornografi dan citra yang tidak ada unsur pornografi. Kumpulan citra tersebut akan dilakukan *labelling* menjadi kelas porn dan no\_porn dengan melihat karakteristik data. Terdapat dua karakteristik data, yaitu citra karakter animasi yang mengandung unsur pornografi dengan menggunakan kostum atau pakaian yang sangat terbuka sehingga memperlihatkan banyak bagian tubuh akan dimasukkan ke dalam kelas porn sedangkan karakteristik yang sebaliknya yaitu karakter animasi yang menggunakan pakaian lebih tertutup akan masuk ke dalam kelas no\_porn. Dari pengumpulan data, telah mendapatkan 396 citra yang terdiri dari 198 citra pada setiap kelas.

Data yang telah dipisahkan menjadi dua kelas, selanjutnya akan masuk ke tahap preprocessing yaitu melakukan *resizing image*. *Resizing* merupakan metode yang digunakan untuk mengurangi resolusi citra dengan jumlah tertentu untuk mencapai resolusi yang diperlukan. Dalam tahap ini, ukuran citra dapat diubah baik diperkecil maupun diperbesar sesuai dengan kebutuhan. Citra yang memiliki ukuran terlalu besar dapat menghambat performa aplikasi dan menyebabkan waktu pemrosesan yang lama. Sebaliknya, jika citra memiliki ukuran yang terlalu rendah dapat menyebabkan deteksi yang tidak tepat [12]. Oleh karena itu, agar pemrosesan data dapat berfungsi dengan

baik dan optimal, diperlukan ukuran yang tidak terlalu besar atau terlalu kecil. Dalam penelitian ini, citra akan diubah menjadi 300×300 piksel agar tidak terlalu kecil dan memberikan kumpulan data yang konsisten dan menjaga keseimbangan antara detail yang memadai serta efisiensi komputasional, sehingga membuat pelatihan sistem menjadi lebih mudah [14]. Berikut adalah contoh citra yang dilakukan *resizing*.



Gambar. 2. Contoh Resizing Image

### B. Features Extraction

*Features Extraction* atau ekstrasi fitur adalah metode untuk mendapatkan ciri dari suatu bentuk, dan kemudian menganalisis nilainya untuk proses berikutnya [15]. Pada tahap ini, data pelatihan yang akan digunakan model pembelajaran mesin akan dipersiapkan terlebih dahulu sebelum diproses pada model. Ekstrasi fitur yang dilakukan pada penelitian ini yaitu mengubah ruang warna dari RGB (citra asli) kedalam ruang warna HSV dan YCbCr, membuat masker berdasarkan rentang warna tertentu, dan menggabungkan semua fitur ke dalam satu vektor fitur. Fitur-fitur ini kemudian digunakan untuk klasifikasi citra berdasarkan kelas yang terdapat dalam dataset.

#### 1) Ruang Warna HSV

"Hue", "saturation", dan "value" adalah etimologi dari HSV. *Hue* menunjukkan bayangan atau rona warna yang spesifik, misalnya, warna merah tua, violet, atau kuning. *Saturation* menunjukkan intensitas kejelasan rona warna, atau jumlah warna putih yang ditambahkan ke warna. *Value* menunjukkan berapa banyak cahaya yang diterima mata tanpa mempertimbangkan warnanya [16]. Untuk mendapatkan nilai HSV berdasarkan RGB, dapat menggunakan rumus berikut.

$$H = \tan \left( \frac{3(G-B)}{(R-G)+(R-B)} \right) \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R,G,B)}{V} \quad (2)$$

$$V = \frac{R+G+B}{3} \quad (3)$$

#### 2) Ruang Warna YCbCr

YCbCr terbagi atas tiga lapisan yaitu lapisan Y (cahaya), lapisan Cb (lapisan warna yang dihasilkan oleh perbedaan antara lapisan cahaya dan lapisan biru), dan lapisan Cr (lapisan warna yang dihasilkan oleh perbedaan antara lapisan cahaya dan lapisan merah) [17]. Untuk mengubah skema warna dari RGB ke YCbCr, dapat menggunakan persamaan berikut.

$$Y = 0,2126 * RED + 0,7152 * GREEN + 0,0722 * BLUE \quad (4)$$

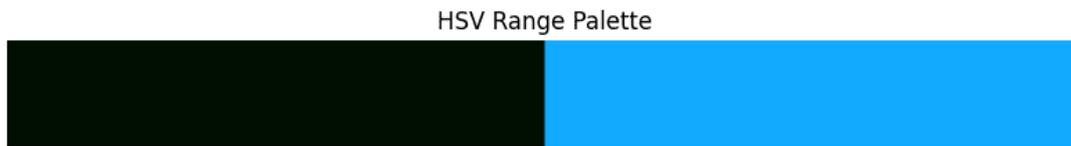
$$Cb = (BLUE - Y) \quad (5)$$

$$Cr = (RED - Y) \quad (6)$$

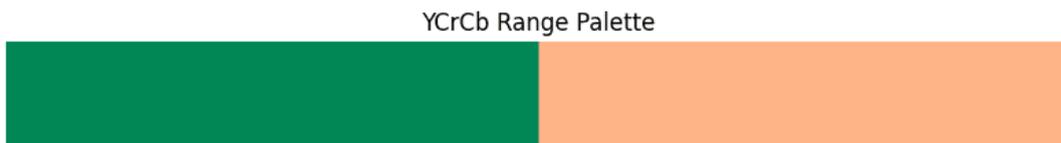
#### 3) Segmentasi Warna dan Masking

Segmentasi warna merupakan salah satu metode yang membagi citra dan memisahkan antara objek pada citra dengan background citra tersebut berdasarkan karakteristik warna tertentu dari sebuah objek [18]. Segmentasi warna yang dilakukan yaitu menggunakan masking. Masking juga dikenal sebagai "seleksi warna", yaitu proses

membedakan citra yang mengandung warna kulit dari citra yang tidak memiliki warna tersebut [19]. Masking dilakukan agar model dapat lebih fokus dengan warna yang terdapat pada karakter animasi tersebut. Proses masking ini dilakukan dengan menggunakan rentang nilai *upper* dan nilai *lower*. Adapun pada penelitian ini menggunakan rentang nilai sebagai berikut.



Gambar. 3. Rentang nilai HSV dengan nilai lower(0, 15, 0) dan upper(17, 170, 255)

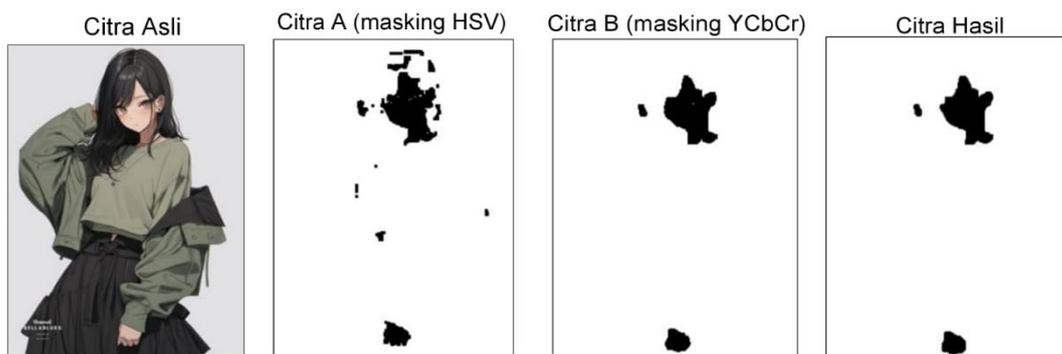


Gambar. 4. Rentang nilai YCbCr dengan nilai lower(0, 135, 85) dan upper(255, 180, 135)

Nilai-nilai tersebut dipilih untuk memastikan cakupan yang luas dari variasi warna kulit manusia sehingga meningkatkan akurasi dan konsistensi dalam deteksi warna kulit. *Hue* (H): Komponen hue memisahkan informasi warna dari intensitas cahaya, sehingga rentang nilai lower (0, 15, 0) dan upper (17, 170, 255) dipilih untuk menangkap warna kulit yang umum dari merah ke oranye. *Hue* (H) dengan nilai 0 hingga 17, mencakup warna dari merah hingga kuning yang merupakan warna utama yang ditemukan pada kulit manusia. *Saturation* (S): Saturasi digunakan untuk menghindari warna yang terlalu pucat atau terlalu jenuh. Rentang 15 hingga 170 cukup untuk mengatasi variasi dalam saturasi warna kulit dari yang sedikit pucat hingga yang cukup jenuh. *Value* (V): Nilai (brightness) dari 0 hingga 255 memastikan bahwa semua tingkat intensitas cahaya dipertimbangkan, dari yang sangat gelap hingga sangat terang. *Luminance* (Y): Nilai luminansi dari 0 hingga 255 memastikan bahwa tingkat kecerahan yang berbeda dipertimbangkan. *Chrominance Blue* (Cb): Rentang 135 hingga 180 dipilih karena nilai-nilai ini mencakup variasi warna biru-kuning dari kulit manusia. *Chrominance Red* (Cr): Rentang 85 hingga 135 dipilih untuk mencakup variasi warna merah-hijau dari kulit manusia

#### 4) Menggabungkan Semua Fitur

Masker HSV dan YCbCr akan digabungkan menggunakan operasi *bitwise\_and* sehingga diperoleh area yang tertutupi oleh kedua *masking* tersebut. HSV dan YCbCr umumnya direpresentasikan sebagai angka bulat atau bilangan pecahan yang dapat diubah menjadi bilangan bulat. Operasi *bitwise\_and* secara langsung beroperasi pada level bit dari bilangan bulat ini, sehingga sangat cocok dengan representasi data yang digunakan. Kegunaan operasi *bitwise\_and* adalah untuk menerapkan topeng pada citra asli sehingga hanya bagian-bagian yang ditentukan oleh *masking* yang akan terlihat pada citra hasil [20]. Operasi ini mengambil dua masker biner dan melakukan operasi AND pada setiap piksel. Hasil operasi AND akan bernilai 1 hanya jika kedua piksel pada posisi yang sama dalam kedua masker adalah 1. Adapun tujuan dari penggunaan operasi ini adalah untuk membandingkan bit-bit yang bersesuaian (pada posisi yang sama) dari setiap piksel pada citra A dan citra B. Hasil dari penggabungan tersebut kemudian akan disempurnakan menggunakan operasi median blur dan morfologi. Operasi median blur dan morfologi digunakan dalam untuk membantu dalam menghilangkan noise, memperhalus tepi, dan meningkatkan kualitas masker. Adapun contoh penggabungan semua fitur dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar. 5. Contoh penggabungan semua fitur

### C. Klasifikasi Naïve Bayes

Setelah semua ukuran citra memiliki nilai sama, data akan dilakukan ekstraksi fitur yang kemudian akan digunakan untuk pengklasifikasian menggunakan algoritma Naïve Bayes. Algoritma Naïve Bayes membuat asumsi bahwa kemunculan atribut bersifat independen satu sama lain, yang membuatnya disebut "naif". Metode pengolahan data Naïve Bayes menetapkan kelas yang tepat untuk contoh data yang akan dianalisis. Di antara teknik klasifikasi, Naïve Bayes menonjol karena kesederhanaannya namun tetap mempertahankan efisiensi dan akurasi yang baik [21]. Berikut adalah rumus Naïve Bayes.

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i).P(C_i)}{P(X)} \quad (7)$$

Dimana,  $X$  merupakan kelas data yang tidak diketahui.  $C_i$  adalah kemungkinan bahwa data  $X$  termasuk dalam kelas tertentu,  $P(C_i|X)$  adalah peluang bahwa  $C_i$  berada dalam keadaan  $X$ ,  $P(C_i)$  adalah peluang kemungkinan  $C_i$ ,  $P(X|C_i)$  adalah potensi  $X$  yang sesuai dengan keadaan pada kemungkinan keadaan  $C_i$ , dan  $P(X)$  adalah probabilitas  $X$ .

Penelitian ini akan menggunakan varian dari Naïve Bayes, yaitu Gaussian Naïve Bayes. Gaussian Naïve Bayes digunakan untuk atribut dengan nilai nyata, sehingga nilai rata-rata dan standar deviasi pada setiap input dapat dihitung [22]. Intensitas piksel atau nilai warna pada citra merupakan contoh fitur numerik (kontinu), yang sering kali memiliki distribusi yang menyerupai distribusi Gaussian (normal). Distribusi Gauss biasanya dipilih untuk merepresentasikan probabilitas bersyarat dari fitur-fitur kontinu di dalam suatu kelas dan memanfaatkan asumsi ini untuk membuat prediksi [23]. Naïve Bayes memiliki karakteristik yang sama dengan karakteristik rata-rata variansinya yang menggunakan jenis data angka [24]. Pendistribusian Gaussian Naive Bayes digambarkan pada persamaan berikut.

$$P(X_i) = X_i|Y = Y_j = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(X_i-\mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (8)$$

Dimana,  $P$  menyatakan atribut untuk  $i$   $x_i$ , nilai atribut untuk  $i$   $Y$ , dan probabilitas  $X_i$ . Subkelas dari  $Y$  yang sedang dicari disebut  $y_j$ .  $\sigma$  adalah perbedaan setiap atribut yang diwakili oleh deviasi standar, dan  $\mu$  adalah rata-rata semua atribut yang diwakili oleh mean.

### D. Evaluasi

Salah satu pengukuran kinerja yang bisa dimanfaatkan untuk mengevaluasi efektivitas teknik klasifikasi adalah *confusion matrix*, yaitu tabel yang menunjukkan kinerja model atau algoritma [25]. Berbagai metrik evaluasi, termasuk *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-Score*, sering digunakan dalam klasifikasi untuk menilai kinerja model. [26]. Berikut ini adalah contoh dari tabel *confusion matrix*.

TABEL I.  
CONFUSION MATRIX

	Predict Positive (Prediksi Positif)	Predict Negative (Prediksi Negatif)
Actual Positive (Aktual Positif)	TP (True Positive)	FN (False Negative)
Actual Negative (Aktual Negatif)	FP (False Positive)	TN (True Negative)

Nilai *accuracy* (jumlah prediksi positif yang benar dan diprediksi secara keseluruhan), *precision* (perbandingan antara banyaknya hasil positif yang tepat terhadap total keseluruhan kasus yang dianggap positif dalam prediksi), *recall* (perbandingan antara banyaknya hasil positif yang akurat terhadap total keseluruhan kejadian positif yang ada) dan *F1-score* (rata-rata harmonik dari *recall* dan presisi yang memberikan gambaran tentang bagaimana baik model bekerja) dapat dicari menggunakan nilai yang ada pada *confusion matrix*. Untuk mencari nilai-nilai tersebut, dapat menggunakan rumus berikut ini.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (9)$$

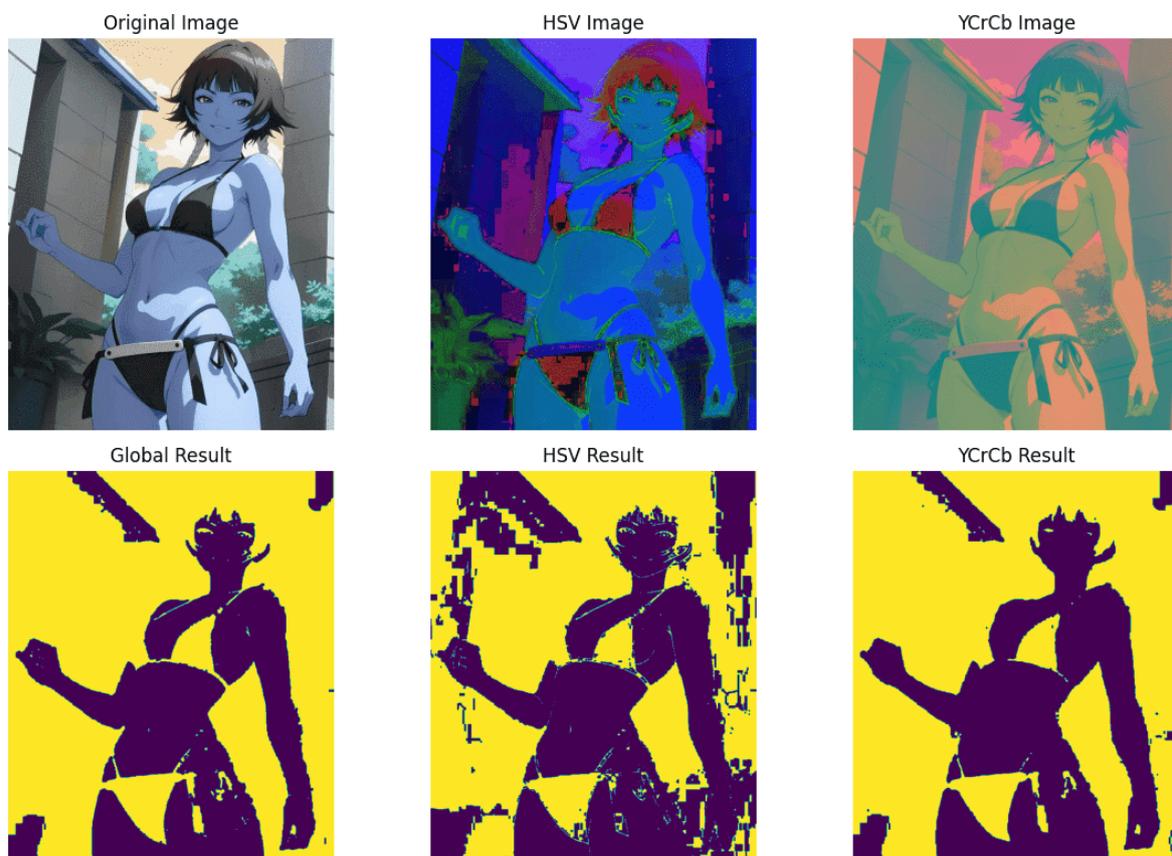
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (11)$$

$$F1 - score = \frac{2(Recall * Precision)}{Recall+ Precision} \quad (12)$$

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum masuk kedalam model, data akan di-*resizing* terlebih dahulu dan kemudian akan dilakukan ekstrasi fitur dengan mengkonversi ruang warna pada citra asli (RGB) menjadi HSV dan YCbCr yang kemudian hasil dari kedua konversi tersebut akan digabungkan menjadi satu vektor fitur. Gambar berikut ini menunjukkan proses ekstraksi fitur yang dilakukan.



Gambar. 6. Proses Feature Extraction

Pada Gambar 6, HSV Image dan YCrCb Image merupakan citra RGB yang telah diubah menjadi dua ruang warna tersebut. Sedangkan HSV Result dan YCrCb Result merupakan citra HSV Image dan YCrCb Image yang telah dilakukan proses masking. Global Result merupakan hasil dari penggabungan semua fitur yang ada, yaitu menggabungkan hasil dari kedua masking (HSV Result dan YCrCb Result) menjadi 1 citra. Penggabungan tersebut disempurnakan menggunakan operasi median blur dan morfologi. Operasi median blur dan morfologi digunakan dalam untuk membantu dalam menghilangkan noise, memperhalus tepi, dan meningkatkan kualitas masker. Menggabungkan kedua ruang warna yang berbeda tersebut, dilakukan untuk meningkatkan kinerja model klasifikasi sehingga model dapat memperoleh informasi yang lebih baik mengenai karakteristik citra. Penggabungan kedua ruang warna ini akan membantu model untuk membedakan antara kelas porn dan no\_porn dengan lebih baik.

Sebagai langkah persiapan sebelum proses klasifikasi dimulai, kumpulan data yang tersedia dipecah menjadi dua bagian yaitu untuk melatih model dan sisanya untuk validasi. Pembagian data dapat dilakukan dengan membagi

menjadi 50/50, 60/40, 70/30 dan 80/20. Pada penelitian [27] pembagian data menjadi 50/50, 60/40, 70/30, dan 80/20 menghasilkan akurasi sebesar 97.44%, 97%, 97,6% dan 98%. Berdasarkan penelitian tersebut, pembagian data 80/20 mendapatkan hasil yang terbaik sehingga penelitian ini akan menggunakan pembagian 80/20. Pembagian 80/20 memberikan keseimbangan yang baik antara efisiensi dalam penggunaan data (80% digunakan untuk pelatihan model) dan akurasi evaluasi model (20% digunakan untuk pengujian). Pembagian ini akan memungkinkan model untuk belajar dengan cukup baik dan tetap memiliki data yang cukup untuk evaluasi yang representatif. Pembagian data ini juga mengikuti aturan *Pareto Principle*, dengan menggunakan sekitar 80% sampel untuk pelatihan model dan 20% untuk pengujian. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi model dan meningkatkan kinerja keseluruhannya [28]. Pembagian data latih dan uji dilakukan menggunakan operator slicing pada list. Data pelatihan diambil dari awal dataset hingga indeks yang sesuai dengan 80% dari total jumlah sampel. Sisanya, yang merupakan data pengujian, diambil dari indeks tersebut hingga akhir dataset. Adapun dataset yang digunakan adalah 396 citra yang terbagi menjadi 198 citra tiap kelasnya. Dataset yang terdiri dari 396 citra secara keseluruhan, sebanyak 80 citra akan digunakan untuk pengujian dan evaluasi, dan 316 citra akan digunakan untuk pelatihan model.

Dataset yang telah dibagi akan menjalani klasifikasi melalui penerapan algoritma Naïve Bayes, dengan menggunakan model Gaussian Naïve Bayes dan tuning parameter metode *GridSearchCV* yang bertujuan untuk mengidentifikasi konfigurasi yang paling efektif dan mengoptimalkan kinerja, *GridSearchCV* dirancang untuk secara sistematis mengevaluasi berbagai kombinasi model dan hyperparameter, dengan tujuan menemukan konfigurasi optimal secara otomatis [29]. Selain itu, *GridSearchCV* juga digunakan untuk memaksimalkan akurasi dan sebagai mekanisme validasi model [25].

Proses tuning parameter metode *GridSearchCV* untuk mencari parameter terbaik dapat dilihat pada gambar berikut ini.

```
[ ] # Definisi parameter untuk tuning
parameters = {'var_smoothing': np.logspace(0, -9, num=100)}

# Perform GridSearchCV
gnb_tuned = GridSearchCV(GaussianNB(), parameters)
gnb_tuned.fit(X_train, y_train)

# Print the best parameters found
print("Best Parameters:", gnb_tuned.best_params_)

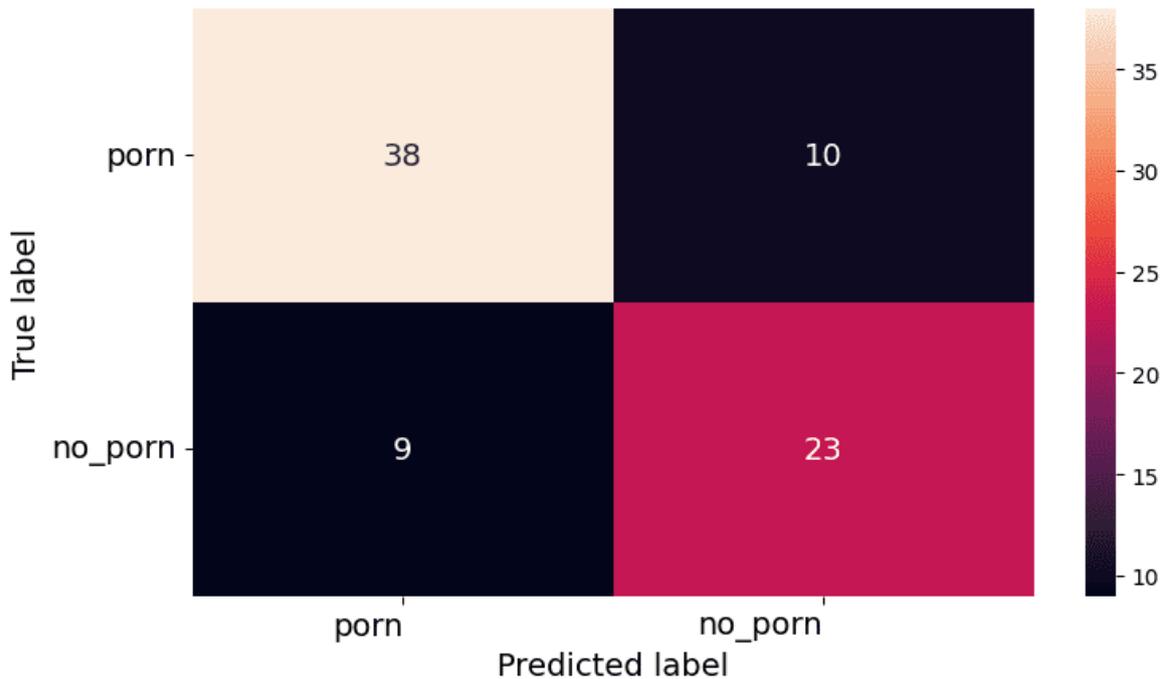
Best Parameters: {'var_smoothing': 1.0}
```

Gambar. 7. Proses tuning parameter

Melihat dari Gambar 7, penggunaan *GridSearchCV* digunakan untuk mencari kombinasi parameter dengan nilai terbaik dan memberikan performa terbaik pada data pelatihan secara sistematis. Adapun parameter yang diuji pada model ini adalah *var\_smoothing*. Parameter *var\_smoothing* merupakan parameter yang mengontrol *smoothing* (perataan) untuk mencegah probabilitas nol pada model. Proses pencarian kombinasi parameter dengan nilai terbaik menggunakan data pelatihan memperoleh parameter yang terbaik yaitu *var\_smoothing* dengan nilai 1.0.

Setelah mendapatkan parameter terbaik tersebut, langkah berikutnya adalah melakukan evaluasi kinerja pada model. Untuk menilai kinerja algoritma dalam mendeteksi konten pornografi pada citra karakter animasi, digunakan *confusion matrix*. Metode ini memungkinkan pengukuran berbagai metrik performa, meliputi tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, serta nilai *F1-score* dari model yang dikembangkan. Berikut ini adalah *confusion matrix* yang dihasilkan.

## Confusion Matrix Porn Detection



Gambar. 8. Confusion matrix

Berdasarkan *confusion matrix* pada Gambar 8, nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dapat dihitung dengan menggunakan perhitungan di bawah ini.

$$Accuracy = \frac{38 + 23}{38 + 9 + 23 + 10} = 0,7625 = 76,25\%$$

$$Precision = \frac{38}{38 + 9} = 0,8085 = 80,85\%$$

$$Recall = \frac{38}{38 + 10} = 0,7916 = 79,16\%$$

$$F1 - Score = \frac{2(Recall * Precision)}{Recall + Precision} = \frac{2(0,7916 * 0,8085)}{0,7916 + 0,8085} = 0,7999 = 79,99\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan diatas, dapat disimpulkan bahwa model ini bekerja dengan baik. Model ini dapat mengidentifikasi citra dengan benar sebanyak 61 citra dari total 80 citra (76,25%), dan salah mendeteksi sebanyak 19 citra. Nilai precision model ini sebesar 80,85%, yang berarti bahwa model hanya memprediksi objek sebagai objek yang benar sebanyak 80,85%, dari total objek yang diprediksi sebagai objek yang benar. Nilai recall model ini sebesar 79,16% yang berarti bahwa model dapat mendeteksi sebanyak 76,16% dari total objek yang benar. Nilai F1-score model ini sebesar 79,99%, yang merupakan rerata harmonis dari precision dan recall. Model yang menunjukkan keseimbangan optimal antara ketepatan (precision) dan cakupan (recall) ditandai dengan F1-score yang tinggi.

Melihat Gambar 8, model ini memiliki nilai *false positives* (FP) sebesar 9 dan *false negatives* (FN) sebesar 10. Kedua nilai tersebut tidak terlalu besar namun dapat memberikan implikasi saat sistem digunakan. Implikasi tersebut adalah terjadinya kesalahan pada sistem ketika melakukan identifikasi citra. Adanya nilai pada *false positive* akan membuat citra yang sebenarnya tidak mengandung unsur pornografi dapat dikategorikan sebagai pornografi. Sedangkan nilai *false negatives* akan membuat citra pornografi yang sebenarnya dapat lolos dari deteksi. Meskipun demikian, penelitian ini mendapatkan akurasi 76,25% dan berhasil meningkatkan akurasi sebesar 13,09% dari 63,16% pada penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan HSV [7]. Hal ini menunjukkan bahwa penggabungan fitur HSV dan YCbCr dapat memberikan informasi yang lebih kaya untuk klasifikasi.

Selanjutnya, model pembelajaran yang telah dilatih pada tahap sebelumnya akan disimpan agar dapat digunakan untuk menguji keakuratan model. Pengujian model dilakukan dengan cara menginput citra baru kedalam sitem lalu citra tersebut akan dideteksi apakah citra tersebut mengandung unsur pornografi. Berikut ini adalah hasil pengujian model yang dilakukan.

The image WhatsApp Image 2024-06-16 at 14.04.26 (1) (1).jpeg is predicted to belong to class no\_porn.



Gambar. 9. Testing model menggunakan citra kelas no\_porn

The image images (1) (1).jpg is predicted to belong to class porn.



Gambar. 10. Testing model menggunakan citra kelas porn

Dari kedua gambar diatas (Gambar 9 dan Gambar 10), memperlihatkan bahwa model telah sukses mendeteksi citra karakter animasi yang mengandung unsur pornografi dan tidak dengan baik dan benar sehingga citra tersebut dapat diprediksi sesuai dengan kelasnya (porn dan no\_porn).

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan penggabungan ruang warna HSV dan YCbCr dalam melakukan deteksi pornografi pada citra karakter animasi menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk proses klasifikasinya. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi sebesar 76,25% dari total 396 citra yang digunakan yang terdiri dari 198 citra pada tiap kelasnya (porn dan no\_porn). Hal ini menunjukkan bahwa penggabungan fitur HSV dan YCbCr dapat memberikan informasi yang lebih kaya untuk klasifikasi citra yang mengandung unsur pornografi atau tidak dengan lebih baik daripada hanya menggunakan HSV. Hasil analisis juga menunjukkan bahwa penggunaan metode klasifikasi Naïve Bayes efektif dalam implementasinya. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah pemodelan ini dapat dilakukan dengan menambahkan ekstrasi fitur lainnya seperti deteksi garis tepi, tekstur, dan lain sebagainya agar model dapat berjalan lebih baik sehingga mendapatkan performa model yang lebih unggul. Penggunaan metode klasifikasi yang lain seperti SVM, CNN, KNN dan lainnya juga dapat dilakukan agar model dapat berjalan lebih optimal.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Mauludi, *Socrates Cafe-Bijak, Kritis & Inspiratif Seputar Dunia & Masyarakat Digital*. 2020. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=1W8LEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=socrates+%22cafe+bijak%22+kritis+inspirasi+seputar+dunia&ots=E-cJAJGuuL&sig=1rB2AiTJaNRxNhd0dtrlg7NG8&redir\\_esc=y#v=onepage&q=socrates%22cafe+bijak%22+kritis+inspirasi+seputar](https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=1W8LEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=socrates+%22cafe+bijak%22+kritis+inspirasi+seputar+dunia&ots=E-cJAJGuuL&sig=1rB2AiTJaNRxNhd0dtrlg7NG8&redir_esc=y#v=onepage&q=socrates%22cafe+bijak%22+kritis+inspirasi+seputar)
- [2] A. L. S. Ginting, R., Yulistiyono, A., Rauf, A., Manullang, S. O., Siahaan and F. Kussanti, D. P., PS, T. E. A., Djaya, T. R., Ayu, A. S., & Effendy, *Etika Komunikasi Dalam Media Sosial: Saring Sebelum Sharing*. Penerbit Insania, 2021. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=DULyEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=etika+komunikasi+dalam+media+sosial+saring+sebelum+sharing&ots=qZKEhRcjBk&sig=Bw5FWOcuUr6slizunO1yPSXtsFY&redir\\_esc=y#v=onepage&q=etika+komunikasi+dalam+media+sosial+saring+sebelum](https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=DULyEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=etika+komunikasi+dalam+media+sosial+saring+sebelum+sharing&ots=qZKEhRcjBk&sig=Bw5FWOcuUr6slizunO1yPSXtsFY&redir_esc=y#v=onepage&q=etika+komunikasi+dalam+media+sosial+saring+sebelum)
- [3] E. Z., "Budaya Pop Dan Persaingan Identitas (Studi Deskriptif Pada Komunitas Anime Attack On Titan)," *Umsu*, 2021.
- [4] APJII, "Profil Internet Indonesia 2022," *SRA Consult.*, no. June, p. 10, 2022, [Online]. Available: [apji.or.id](http://apji.or.id)
- [5] Shofiyah, "Dampak Media Sosial dan Pornografi Terhadap Perilaku Seks Bebas Anak di Bawah Umur," *Alamtara J. Komun. dan Penyiaran Islam*, vol. 4, no. 1, pp. 57–68, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.iai-tabah.ac.id/index.php/alamtaraok/article/download/503/373/>
- [6] Nabilah Muhamad, "Komnas PA: Ada 3.547 Kasus Kekerasan Anak 2023, Terbanyak Kekerasan Seksual," *Katadata.Co.Id*, pp. 29–30, 2023, [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/12/29/komnas-pa-ada-3547-kasus-kekerasan-anak-2023-terbanyak-kekerasan-seksual>
- [7] C. N. Mayasari, M. A. Soeleman, and P. Pujiono, "Deteksi Pornografi pada Karakter Animasi 2D dengan KNN (K-Nearest Neighbors) Menggunakan Fitur HSV," *COMSERVA J. Penelit. dan Pengabd. Masy.*, vol. 2, no. 8, pp. 1236–1250, 2022, doi: 10.59141/comserva.v2i8.462.
- [8] F. Liantoni and Y. R. Wahyudi, "DETEKSI CITRA PORNOGRAFI MENGGUNAKAN SKIN COLOR DETECTION DAN EIGENPORN BERDASARKAN RUANG WARNA YCbCr," *J. Mnemon.*, vol. 5, no. 2, pp. 145–149, 2022, doi: 10.36040/mnemonic.v5i2.4832.
- [9] M. L. A. R. I. Yatim, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, "Deteksi Area Wajah Manusia Pada Citra Berwarna Berbasis Segmentasi Warna YCbCr dan Operasi Morfologi Citra," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–5, 2019, doi: 10.31937/ti.v11i1.1029.
- [10] Y. T. L. Calvin Bill Roring, Dadang Iskandar Mulyana, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Bol Berdasarkan Warna Kulit Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, pp. 2938–2948, 2022.
- [11] W. Andriani and A. A. Santoso, "Jurnal Mantik Application of the Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor Methods for Classifying Roses," vol. 7, no. 2, 2023.
- [12] I. P. Sari, F. Ramadhani, A. Satria, and D. Apdilah, "Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 146–157, 2023, doi: 10.56211/helloworld.v2i3.346.
- [13] A. Pranata and Z. Erna, "Pengolahan Citra Berbasis Deteksi Tepi Prewitt Pada," *J. Eksplor Inform.*, vol. 6, pp. 98–105, 2017.
- [14] T. A. Samudra, Gibran Satya Nugraha, and Fitri Bimantoro, "Klasifikasi Citra Glaukoma dengan ANN Berdasarkan Pembuluh Darah Pada Citra Fundus Retina Mengguna," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 81–90, 2022, doi: 10.29303/jcosine.v6i1.439.
- [15] Y. Religia, "Feature Extraction Untuk Klasifikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor," *Pelita Teknol. J. Ilm. Inform. Arsit. dan Lingkung.*, vol. 14, no. 2, pp. 85–92, 2019.
- [16] Y. M. S. Mendrofa, "Segmentasi Citra Gesture Tangan Berbasis Ruang Warna HSV," *Infact Ukryn*, vol. 6, no. 2, pp. 35–52, 2021.
- [17] A. S. Abdullah, M. H. Ali, and M. Waleed, "Distributed Prewitt Edge Detection System Using Lightness of Ycbcr Color Space," *Webology*, vol. 19, no. 1, pp. 1460–1473, 2022, doi: 10.14704/web/v19i1/web19097.
- [18] S. Widayati dan Ire Puspa Wardhani, "Analisa Segmentasi Warna Hsv Pada Citra Video Dengan Metode Threshold," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 4, no. 1, pp. 339–345, 2020.
- [19] M. R. Saputra, A. Siswo, R. Ansori, and R. E. Saputra, "Deteksi Kulit Manusia Pada Gambar Menggunakan Algoritma Rgb Dan Hsv Human Skin Detection in Image Using Rgb and Hsv Algorithm," vol. 8, no. 1, pp. 484–491, 2021.
- [20] A. D. Goenawan, M. B. A. Rachman, and M. P. Pulungan, "Identifikasi Warna Pada Objek Citra Digital Secara Real Time Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV," *J. Tek. Inform. dan Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 68–74, 2022, doi: 10.55542/jurtie.v4i1.430.
- [21] P. D. Rinanda, B. Delvika, S. Nurhidayarnis, N. Abror, and A. Hidayat, "Perbandingan Klasifikasi Antara Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor Terhadap Resiko Diabetes pada Ibu Hamil," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 68–75, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i2.432.
- [22] D. Adirinarso, "No Title-بليب," *Nucl. Phys.*, vol. 13, no. 1, pp. 104–116, 2023.
- [23] H. Kenang Candra Alivian Pratama, W. Suharso, K. Kunci, B. Naïve Bayes, G. Naïve Bayes, and M. Naïve Bayes, "Pengklasifikasian Kanker Payudara Dan Kanker Paru-Paru Dengan Metode Gaussian Naïve Bayes, Multinomial Naïve Bayes, Dan Bernoulli Naïve Bayes Classification Of Breast Cancer And Lung Cancer Using The Gaussian Naïve Bayes Multinomial Nave Bayes And Bernoul," *J. Smart Teknol.*, vol. 3, no. 4, pp. 2774–1702, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- [24] & A. Cahyaningrum, H., Arifianto, D. and G., "Analisis Perbandingan Metode K Nearest Neighbor Dan Gaussian Naive Bayes Pada Klasifikasi Jurusan Siswa (Studi Kasus pada Siswa SMA Muhammadiyah 3 Jember)," *J. Smart Teknol.*, vol. 3(3), 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- [25] T. Destiana, Y. Umaidah, and U. Enri, "Penerapan Algoritma Gaussian Naive Bayes Dalam Penentuan Prioritas Rehabilitasi Daerah Aliran Sungai Berdasarkan Parameter Lahan Kritis," *INFOTECHJ.*, vol. 9, no. 2, pp. 507–513, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i2.6501.
- [26] M. Fadli and R. A. Saputra, "Klasifikasi Dan Evaluasi Performa Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke," *JT J. Tek.*, vol. 12, no. 2, pp. 72–80, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.umt.ac.id/index.php/jt/index>
- [27] W. Musu, A. Ibrahim, and Heriadi, "Pengaruh Komposisi Data Training dan Testing terhadap Akurasi Algoritma C4.5," *Pros. Semin. Ilm. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. X, no. 1, pp. 186–195, 2021.
- [28] M. R. Minarno, A. E., Mandiri, M. H. C., & Alfarizy, "Klasifikasi COVID-19 menggunakan Filter Gabor dan CNN dengan Hyperparameter Tuning," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 9(3), p. 493, 2021, doi: <https://doi.org/10.26760/elkomika.v9i3.493>.
- [29] W. Nugraha and A. Sasongko, "Hyperparameter Tuning pada Algoritma Klasifikasi dengan Grid Search," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 391–401, 2022, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>