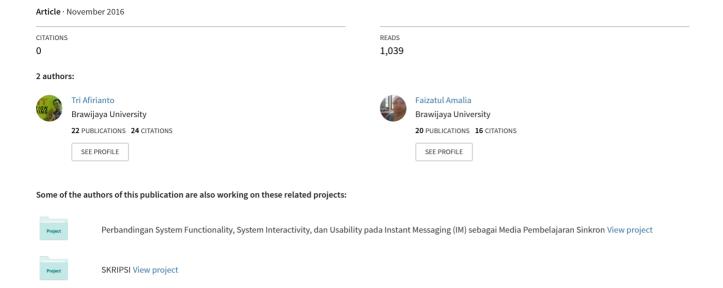
PENGARUH KOMPONEN KROMINAN PADA RUANG WARNA HSV, YCBCR, DAN CIELAB UNTUK DETEKSI KULIT MENGGUNAKAN KLASIFIKASI KNN



PENGARUH KOMPONEN KROMINAN PADA RUANG WARNA HSV, YCBCR, DAN CIELAB UNTUK DETEKSI KULIT MENGGUNAKAN KLASIFIKASI KNN

Tri Afirianto¹⁾, Faizatul Amalia²⁾

^{1,2)}Universitas Brawijaya
Email: tri.afirianto@ub.ac.id

ABSTRAK

Penelitian deteksi kulit di antaranya terdiri dari visi komputer, pengolahan citra, pengenalan pola, dan kecerdasan buatan. Deteksi kulit dapat diimplementasikan untuk tracking gerak tubuh, deteksi citra telanjang, dan identifikasi umur. Penelitian deteksi kulit mengalami beberapa kendala utama, yaitu pencahayaan, karakteristik kamera, ras, karakteristik individu, dan faktor lainnya. Pada penelitian ini, kami menggunakan ruang warna HSV, YCbCr, dan CIELAB. Dari tiga ruang warna ini, akan dilakukan dua skenario, yaitu seluruh komponen warna akan digabungkan (HSCyCcLAB) dan hanya komponen krominan yang digabungkan (HSCbCrAB). Langkah selanjutnya melakukan klasifikasi kNN untuk memisahkan antara piksel kulit dan bukan kulit. Hasil terbaik didapatkan dari penggunaan seluruh komponen ruang warna (HSVYCbCrLAB) dengan nilai k untuk kNN sebesar 5, yaitu dengan tingkat akurasi 80,13%, TPR 92,00%, dan FPR 22,32%. Dalam penelitian ini penggunaan komponen krominan (HSCbCrAB) kurang efektif bila dibandingkan dengan penggunaan seluruh komponen.

KataKunci: krominan, deteksi kulit, kNN

I. PENDAHULUAN

Deteksi kulit merupakan salah satu bagian penting dari pengolahan citra yang berhubungan dengan manusia yang mampu membedakan apakah suatu piksel merupakan kulit atau bukan kulit. Penelitian deteksi kulit yang telah dilakukan di antaranya terdiri dari visi komputer, pengolahan citra, pengenalan pola, dan kecerdasan buatan. Contoh kongkrit dari implementasi deteksi kulit, yaitu *tracking* gerak tubuh, deteksi citra telanjang, dan identifikasi umur.

Menurut Kakumanu et al. (2007), penelitian deteksi kulit mengalami beberapa kendala utama, yaitu pencahayaan, karakteristik kamera, ras, karakteristik individu, dan faktor lain seperti *makeup*, gaya rambut, kacamata, keringat, dan warna latar yang menyerupai warna kulit. Oleh karena itu, penelitian mengenai deteksi kulit masih terus dikembangkan untuk mengatasi kendala tersebut. Dalam penelitian deteksi kulit, Hamdy (2007) dan Ban (2014) melakukan ekstrasi kulit untuk mendeteksi wajah, Lee (2007) dan Nian (2016) mendeteksi citra pornografi, serta Gonzales-Ortega (2010) mendeteksi wajah, mata, hidung, dan tangan kemudian melakukan *tracking* terhadap bagian tubuh tersebut.

Banyak metode yang digunakan untuk mendeteksi kulit, salah satunya adalah menggunakan klasifikasi seperti teknik threshold, Bayesian Network, Neural Network, dan k-Nearest Neighbor (kNN). Komputasi pada teknik threshold sangat cepat (Omanovic, 2014) namun karena peraturan yang dimiliki bersifat tetap maka kurang fleksibel. Metode Back Propagation Neural Network (BPNN) dan Bayesian Network dapat digabungkan untuk mengatasi waktu pemrosesan ketika jumlah data latih yang digunakan sangat besar (Zaidan, 2014). Sedangkan penelitian dari Chelali et al. (2015) dan Dhivakar et al. (2015) melakukan pengenalan wajah berdasarkan deteksi menggunakan kNN sebagai

klasifier dan Principle Component Analysis (PCA) untuk mereduksi dimensi.

Dalam mendeteksi kulit terdapat beberapa cara termasuk pemilihan ruang warna. Kelemahan dari penggunaan warna adalah adanya perubahan intensitas pencahayaan, terutama ruang warna RGB. Salah satu cara untuk mengatasi perubahan intensitas adalah dengan memisahkan komponen krominan dan luminan hanya (pencahayaan) kemudian menggunakan komponen krominan saja. Khan et al. (2012) menggunakan ruang warna IHLS, HSI, RGB, nRGB, YCbCr, dan CIELAB kemudian menghilangkan komponen luminannya: L pada IHLS, I pada HSI, G pada RGB, nG pada nRGB, Y pada YCbCr, dan L pada CIELAB. Berdasarkan perbandingan masingmasing ruang warna terhadap RGB diperoleh bahwa urutan dimulai yang terbaik adalah CIELAB, IHLS, HIS, YCbCr, dan nRGB.

Pada penelitian ini, kami melakukan deteksi kulit menggunakan data wajah tunggal dan data wajah berkelompok. Pertama-tama kami mengubah citra dari ruang warna RGB menjadi ruang warna HSV, YCbCr, dan CIELAB. Dari tiga ruang warna ini, akan dilakukan dua skenario, yaitu seluruh komponen warna akan digabungkan (HSVYCbCrLAB) dan hanya komponen krominan yang digabungkan (HSCbCrAB). Langkah selanjutnya melakukan klasifikasi kNN untuk memisahkan antara piksel kulit dan bukan kulit. Evaluasi dilakukan dengan cara membandingkan hasil antara menggunakan seluruh komponen warna dengan komponen krominan saja berdasarkan nilai True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR). Hasil yang terbaik didapatkan apabila memiliki nilai TPR yang tinggi dan nilai FPR yang rendah.

II. RUANG WARNA UNTUK DETEKSI KULIT

Pemilihan ruang warna merupakan langkah terpenting dalam pendeteksian kulit. Ruang warna RGB merupakan ruang warna yang sering digunakan pada suatu citra (Kakumanu, 2007), namun RGB menggabungkan komponen krominan dan luminan sehingga membatasi penggunaan ruang warna ini pada aplikasi tertentu.

II.I.RUANG WARNA HSV

Ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) merupakan ruang warna yang diekspresikan sebagai kombinasi non-linear dari RGB. Hue mengacu properti warna yang bervariasi dari merah ke hijau, Saturation mengacu property warna yang bervariasi dari merah ke merah muda, sedangkan Value (intensitas cahaya) bervariasi dari hitam ke putih (Kakumanu, 2007). Transformasi dari RGB ke HSV dapat dilihat pada Persamaan (1).

$$\begin{split} V &= max(R,G,B) \\ S &= \begin{cases} \frac{max(R,G,B) - min(R,G,B)}{max(R,G,B)} & jikaV \neq 0 \\ 0 & lainnya \end{cases} \\ H &= \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V - min(R,G,B)} & jikaV = R \\ 120 + \frac{60(B-R)}{V - min(R,G,B)} & jikaV = G \\ 240 + \frac{60(R-G)}{V - min(R,G,B)} & jikaV = B \end{cases} \\ H &= H + 360 & iikaH < 0 \end{split}$$

HSV berguna bagi pengolahan citra, karena mampu memisahkan informasi warna sesuai dengan sistem penglihatan pada manusia.

II.II. RUANG WARNA YCbCr

Ruang warna YCbCr merupakan ruang warna orthogonal yang mana setiap warna disajikan pada komponen yang terpisah. Karena komponen krominan dan luminan terpisah, maka ruang warna ini menjadi pilihan favorit untuk deteksi kulit (Kakumanu, 2007). Komponen luminan (Y) diperoleh dari jumlah bobot dari RGB, sedangkan komponen krominan (Cb dan Cr) merupakan pengurangan komponen luminan terhadap B dan R. Transformasi dari RGB ke YCbCr dapat dilihat pada Persamaan (2).

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \\ B \end{bmatrix}$$
 (2)

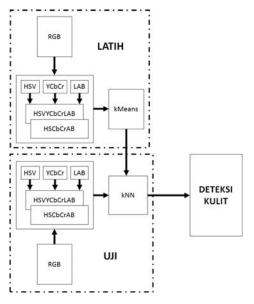
II. III.RUANG WARNA CIELAB

Ruang warna CIELAB merupakan ruang warna uniform dengan L sebagai komponen luminan sedangkan A dan B komponen krominan. Setiap komponen LAB menerangkan semua warna yang dapat dilihat oleh mata normal manusia (Adobe, 2016), sedangkan RGB mencakup 90% dari semua warna yang dapat dilihat manusia.

III. METODE

Untuk melakukan deteksi kulit, kami menggunakan kNN yang merupakan salah satu metode *supervised* sehingga terdapat proses pelatihan dan pengujian. Baik pada proses pelatihan maupun pengujian, citra RGB ditransformasikan terlebih dahulu menjadi HSV, YCbCr, dan CIELAB. Selanjutnya masing-masing komponen ruang warna digabungkan menjadi HSVYCbCrLAB (seluruh komponen) dan HSCbCr (komponen krominan saja). Pada proses pelatihan diberlakukan klastering kMeans untuk mereduksi jumlah piksel yang digunakan untuk proses kNN tanpa menghilangkan karakteristik data latih. Hal ini bertujuan untuk mengurangi waktu komputasi kNN.

Metode yang kami lakukan dapat dilihat pada Gambar 1.

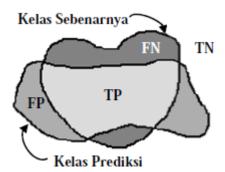


Gambar 1 Metode yang Digunakan

Untuk mengetahui tingkat akurasi hasil deteksi kulit, maka dilakukan perhitungan TPR dan FPR, yang mana TRP merupakan perbandingan antara *True Positive* (TP) dengan jumlah daerah kelas kulit pada kelas sebenarnya, sedangkan FPR menyatakan perbandingan antara *False Positive* (FP) dengan jumlah daerah kelas kulit pada kelas sebenarnya. Jika nilai TPR tinggi sedangkan nilai FPR rendah, maka hasil tersebut memiliki akurasi terbaik. Untuk mempermudah penjelasan mengenai TPR dan FPR dapat dilihat pada Gambar 2. Untuk perhitungan TPR dan FPR dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{TN + FP}$$
(2)

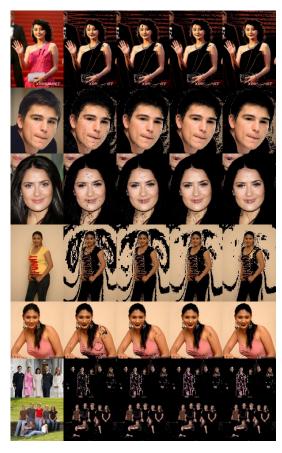


Gambar 2. TPR dan FPR

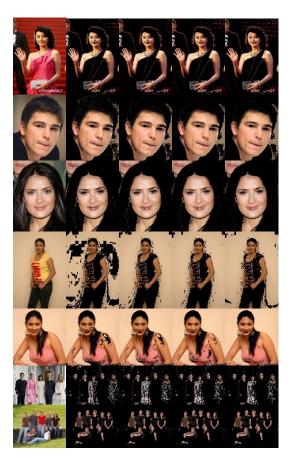
IV. PEMBAHASAN

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan Pratheepan Dataset dan Ground Truth (Tan, 2012) yang terdiri dari 32 citra dengan wajah tunggal dan 46 citra dengan wajah berkelompok. Perbandingan antara jumlah data latih dengan data uji adalah 70:30.

Hasil deteksi dari dataset dapat dilihat pada Gambar 3 (seluruh komponen) dan Gambar 4 (komponen krominan). Secara berurutan dari kiri ke kanan adalah gambar orisinil serta hasil klasifikasi kNN menggunakan nilai k sebesar 3, 5, 7, dan 9.



Gambar 3 Hasil Deteksi



Gambar 4. Komponen Krominan

Berdasarkan hasil tersebut terlihat bahwa apabila terdapat latar yang memiliki warna menyerupai warna kulit akan terdeteksi sebagai kulit baik untuk seluruh komponen maupun hanya komponen krominan (Gambar 3-4 untuk data uji ke-4-5). Akan tetapi, untuk warna latar merah, akurasi yang lebih baik adalah penggunaan komponen krominan (data uji ke-1).

TABEL 1. Hasil Analisis 2 Ruang Warna

		•		
Ruang Warna	k	Akurasi	TPR	FPR
HSVYCbCrLAB	3	80.02%	89.50%	21.99%
	5	80.13%	92.00%	22.32%
	7	79.64%	93.06%	23.09%
	9	79.19%	93.89%	23.80%
HSCbCrAB	3	79.44%	90.58%	22.92%
	5	78.89%	92.36%	23.77%
	7	79.33%	93.40%	23.45%
	9	79.25%	94.09%	23.72%

Pada Tabel 1 kita akan menganalisis dua ruang warna (HSVYCbCrLAB dan HSCbCrAB) dengan menggunakan nilai k untuk kNN sebesar 3, 5, 7, dan 9. Data tersebut menunjukan nilai rata-rata dari hasil seluruh data uji berdasarkan ruang warna dan nilai knya. Berdasarkan Tabel 1, semakin tinggi nilai k, maka semakin tinggi pula nilai TPR-nya, akan tetapi juga diiringi meningkatnya nilai FPR. Seperti telah

dijelaskan sebelumnya bahwa akurasi terbaik didapatkan apabila memiliki nilai TPR tinggi dengan nilai FPR rendah. Oleh karena itu, apabila dilihat dari rangkuman tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi tertinggi terdapat pada penggunaan seluruh komponen ruang warna (HSVYCbCrLAB) dengan nilai k untuk kNN sebesar 5, yaitu dengan tingkat akurasi 80,13%, TPR 92,00%, dan FPR 22,32%. Dari hasil ini, maka dapat disimpulkan pula bahwa penggunaan komponen krominan kurang efektif bila dibandingkan dengan penggunaan seluruh komponen. Sebagai contoh pada data uji ke-5 Gambar 3-4. Pada data uji HSVYCbCrLAB warna baju yang menyerupai warna kulit (merah muda) masih terdeteksi, namun pada data uji HSCbCrAB dapat mengatasi hal tersebut. Meskipun demikian, pada data uji HSCbCrAB terjadi deteksi kulit yang kurang tepat, yaitu baju putih dianggap sebagai warna kulit.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam penelitian ini, kami membagi dua kelompok ruang warna HSV, YCbCr, dan CIELAB menjadi HSVYCbCrLAB dan HSCbCrAB. Hasil dari penelitian menunjukan bahwa metode yang diusulkan mampu mendeteksi kulit dengan tingkat akurasi sebesar 80,13% untuk kelompok HSVYCbCrLAB pada nilai k = 5. Pengaruh penggunaan komponen krominan saja belum mampu memberikan hasil lebih baik dari pada penggunaan seluruh komponen. Berdasarkan kesimpulan tersebut maka menyarankan untuk mencoba menggunakan klasifier selain kNN, seperti Bayes, dan Neural Network. Selain itu perlu dicoba penelitian dengan menggunakan masing-masing ruang warna HSV, YCbCr, dan CIELAB tanpa menggabungkannya termasuk mencoba menghilangkan komponen luminannya.

VI.DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adobe Systems Incorporated, 2016. *Color Modes*. (Online), (https://helpx.adobe.com/photoshop/using/color-modes.html, diakses 19 April 2016)
- [2] Ban, Y., Kim, S.K., Kim, S., Toh, K.A., & Lee, S., 2014. Face Detection Based on Skin Color Likelihood. *Pattern Recognition*, XLVII (4): 1573-1585
- [3] Chelali, F.Z., Cherabit, N., & Djeradi, A., 2015. Face Recognition System Using Skin Detection in RGB and YCbCr Color Space. *Proceedings of 2nd*

- World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN), Sousse, Tunisia. pp. 1-7
- [4] Dhivakar, B., Sridevi, C., Selvakumar, S., & Guhan, P., 2015. Face Detection and Recognition Using Skin Color. *Proceedings of 3rd International Conference on Signal Processing, Communication and Networking (ICSCN)*, Chennai, India. pp. 1-7
- [5] González-Ortega, D., Díaz-Pernas, F.J., Martínez-Zarzuela, M., Antón-Rodríguez, M., Díez-Higuera, J.F., & Boto-Giralda, D., 2010. Real-Time Hands, Face and Facial Features Detection and Tracking: Application to Cognitive Rehabilitation Tests Monitoring. *Journal of Network and Computer Applications*, XXX (4): 447-466
- [6] Hamdy, A., Elmahdy, M., & Elsabrouty, M., 2007. Face Detection Using PCA and Skin-Tone Extraction for Drowsy Driver Application. Proceedings of ITI 5thInternational Conference on Information and Communications Technology. Cairo, Egypt.pp135-137
- [7] Kakumanu, P., Makrogiannis, S., & Bourbakis, N., 2007. A Survey of Skin-Color Modeling and Detection Methods. *Pattern Recognition*, XL (3): 1106-1122
- [8] Khan, R., Hanbury, A., Stöttinger, J., & Bais, A., 2012. Color based skin classification. *Pattern Recognition Letters*, XXX (2): 157-163
- [9] Lee, J.S., Kuo, Y.M., Chung, P.C., & Chen, E.L., 2007. Naked Image Detection Based on Adaptive and Extensible Skin Color Model. *Pattern Recognition*, XL (8): 2261-2270
- [10] Nian, F., Li, T., Wang, Y., Xu, M., & Wu, J., 2016. Pornographic Image Detection Utilizing Deep Convolutional Neural Networks. Neurocomputing, CCX: 283-293
- [11] Omanovic, S., Buza, E., & Besic, I., 2014. RGB Ratios Based Skin Detection. Proceedings of 37th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO). Opatija, Croatia. pp. 1348-1353
- [12] Tan, W.R., Chan, C.S., Pratheepan, Y., & Condell, J., 2012. A Fusion Approach for Efficient Human Skin Detection. *Proceedings of IEEE Transactions on Industrial Informatics*, VIII (1): 138-147