

Available online at: <http://jarpet.ft.unand.ac.id/>**Jurnal Andalas: Rekayasa dan Penerapan Teknologi**

ISSN (Online) 2797-9024



Click here and write your Article Category

Analisis Kinerja Ekstraksi Fitur Speeded Up Robust Features (SURF) dan Histogram of Oriented Gradients (HOG) pada Deteksi Acne Vulgaris

Amirul Luthfi, Mutiara Ali

Departemen Teknik Elektro, Universitas Andalas, Kampus Limau Manis, Padang, Indonesia

ARTICLE INFORMATION

Received: May 31, 26
Revised: June 20, 26
Available online: June 28, 26

KEYWORDS

acne vulgaris, SURF, HOG, SVM, deteksi jerawat

CORRESPONDENCE

E-mail: amirul@eng.unand.ac.id

A B S T R A C T

Jerawat atau acne vulgaris merupakan gangguan inflamasi kronis pada kulit yang banyak terjadi pada remaja dan dewasa muda. Pada praktik klinis, papula dan pustula merupakan lesi inflamasi yang penting untuk diidentifikasi karena keduanya memiliki karakteristik visual yang mirip, tetapi implikasi terapi yang berbeda. Kesalahan identifikasi dapat menyebabkan keterlambatan penanganan, inflamasi berkelanjutan, dan risiko jaringan parut. Penelitian ini menganalisis penggunaan kombinasi Speeded Up Robust Features (SURF) dan Histogram of Oriented Gradients (HOG) untuk deteksi acne vulgaris berbasis pemrosesan citra. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.500 citra, yaitu 500 papula, 500 pustula, dan 500 kulit normal, dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji. Tahapan sistem meliputi konversi citra RGB ke grayscale, interpolasi citra, penentuan region of interest berbasis keypoint SURF, ekstraksi tekstur HOG, penggabungan fitur, dan klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Parameter yang divariasikan meliputi jenis interpolasi, ukuran cell HOG, dan jenis kernel SVM. Hasil terbaik diperoleh pada interpolasi Lanczos3, cellsize 8x8, dan kernel SVM linear dengan akurasi latih 94,75% dan akurasi uji 93,33%. Nilai rata-rata similarity fitur SURF dan HOG masing-masing sebesar 0,8858 dan 0,9057. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur lokal SURF dan fitur tekstur HOG mampu membentuk representasi citra yang stabil dan akurat untuk klasifikasi papula, pustula, dan kulit normal.

PENDAHULUAN

Acne vulgaris merupakan penyakit inflamasi kronis pada unit pilosebacea yang sering ditemukan pada usia remaja dan dewasa muda. Kondisi ini dapat muncul dalam bentuk komedo, papula, pustula, nodul, dan kista, terutama pada area wajah, dada, punggung, dan bagian tubuh lain dengan kepadatan kelenjar sebacea tinggi [1]-[2]. Selain memengaruhi aspek fisik, acne vulgaris juga dapat menimbulkan dampak psikologis dan kosmetik, terutama apabila inflamasi berlangsung lama dan menyebabkan hiperpigmentasi pascainflamasi atau jaringan parut permanen [3]-[5].

Papula dan pustula menjadi dua lesi inflamasi yang penting dalam penilaian keparahan jerawat. Papula merupakan benjolan inflamasi padat berukuran kecil tanpa nanah, sedangkan pustula ditandai oleh akumulasi material purulen pada folikel yang mengalami inflamasi [6]-[7]. Perbedaan tersebut penting karena pendekatan terapi dapat berbeda. Papula umumnya lebih responsif terhadap terapi antiinflamasi topikal seperti retinoid, sedangkan pustula sering berkaitan dengan inflamasi yang lebih lanjut dan dapat memerlukan tata laksana berbeda [8]-[11]. Oleh karena itu, sistem deteksi otomatis yang mampu membedakan papula, pustula, dan kulit normal secara konsisten dapat menjadi alat bantu yang bermanfaat dalam proses skrining dan analisis citra dermatologis.

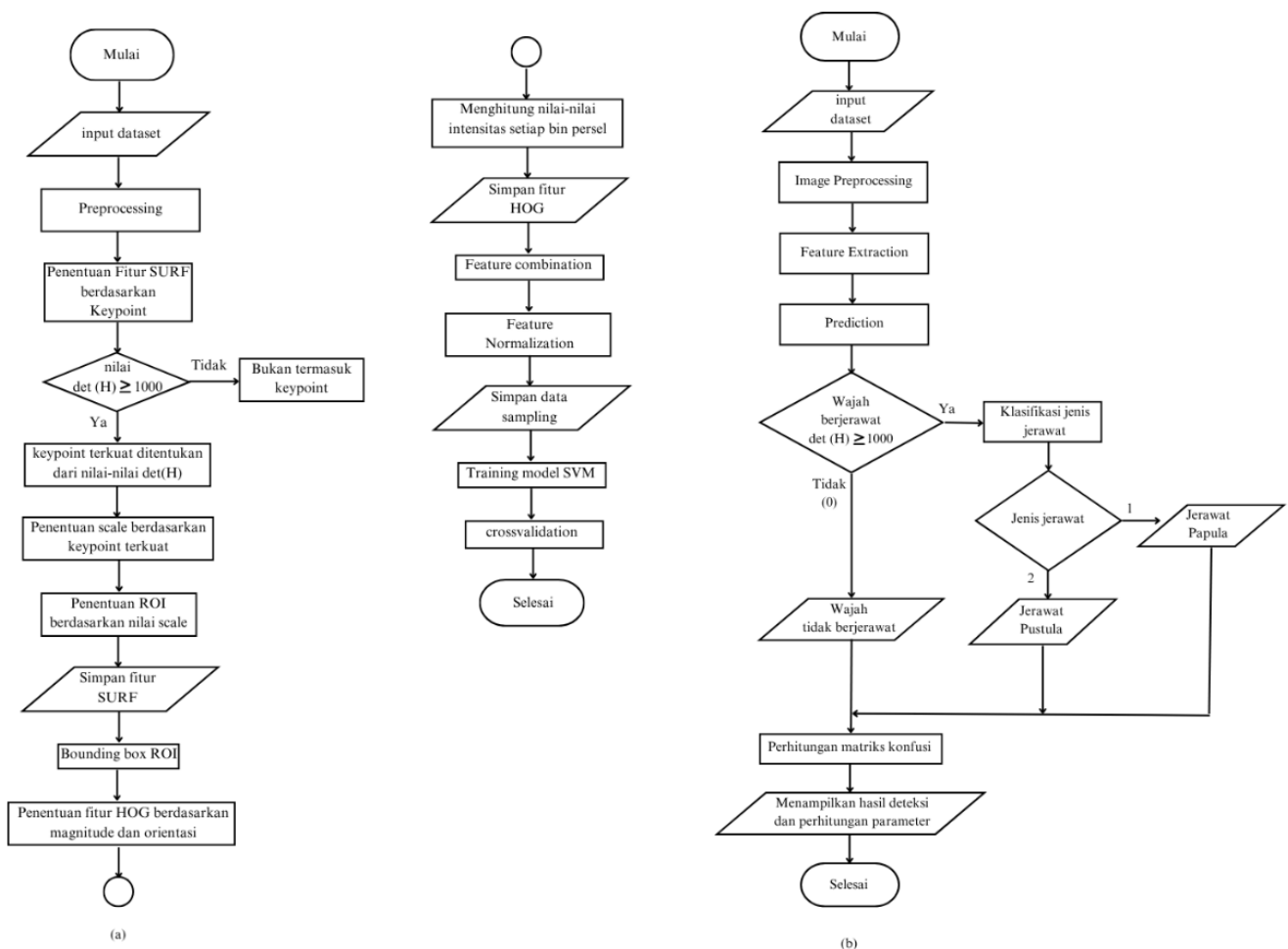
Sejumlah penelitian terkait pengenalan citra wajah dan penyakit kulit telah dilakukan dengan beragam pendekatan. Nuryanto menggunakan metode SURF untuk pengenalan wajah dengan memanfaatkan keypoint lokal yang relatif stabil terhadap transformasi citra [12]. Setianingrum dkk. menerapkan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan SVM untuk identifikasi tipe jerawat [13]. Tanjung membahas modifikasi SURF dengan HOG pada klasifikasi citra blur sehingga menunjukkan potensi penggabungan fitur lokal dan fitur gradien [14]. Sementara itu, Prayogo dan Sugiyono memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi penyakit kulit secara otomatis [15], dan Yoren dkk. menerapkan HOG serta Haar-Cascade pada sistem pengenalan objek [16]. Rangkaian penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemrosesan citra dan pembelajaran mesin telah banyak dimanfaatkan untuk pengenalan objek, kulit, maupun penyakit kulit.

Meskipun demikian, masih terdapat beberapa celah penelitian. Pertama, penelitian berbasis GLCM dan SVM pada identifikasi tipe jerawat lebih menekankan tekstur statistik, tetapi belum secara khusus mengevaluasi gabungan keypoint lokal dan orientasi gradien untuk membedakan papula, pustula, dan kulit normal [13]. Kedua, CNN terbukti kuat untuk klasifikasi citra, tetapi membutuhkan data besar, komputasi lebih tinggi, dan interpretasi fitur yang sering tidak sesederhana metode ekstraksi fitur konvensional [15]. Ketiga, penggunaan SURF atau HOG secara terpisah belum cukup menggambarkan dua aspek penting citra jerawat sekaligus, yaitu lokasi/struktur lokal lesi dan pola tekstur tepi. SURF unggul dalam mendeteksi fitur lokal yang robust, sedangkan HOG unggul dalam menangkap struktur tekstur berbasis gradien [17][18].

Celah berikutnya berkaitan dengan pengaruh parameter pemrosesan terhadap performa klasifikasi. Pada sistem berbasis HOG dan SVM, perubahan ukuran cellsize dapat mengubah keseimbangan antara detail lokal dan representasi global. Cellsize kecil menangkap fitur lebih rinci tetapi berpotensi menghasilkan noise dan dimensi fitur besar, sedangkan cellsize besar lebih sederhana tetapi dapat menghilangkan informasi penting. Selain itu, proses interpolasi citra pada tahap resize dapat mengubah ketajaman tepi, posisi keypoint, dan arah gradien sehingga berpengaruh langsung terhadap fitur SURF dan HOG [19]-[21]. Kernel SVM juga menentukan bentuk batas keputusan, sehingga perlu diuji secara sistematis agar model tidak hanya akurat pada data latihan tetapi juga stabil pada data uji [22]-[25].

Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini berkontribusi dengan menganalisis kombinasi SURF dan HOG pada sistem deteksi acne vulgaris tiga kelas, yaitu papula, pustula, dan non-acne. Analisis dilakukan secara sistematis terhadap variasi interpolasi image, cellsize HOG, dan kernel SVM. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menguji akurasi klasifikasi, tetapi juga menilai kestabilan fitur melalui similarity antara citra asli dan citra transformasi. Novelty penelitian terletak pada evaluasi gabungan fitur SURF-HOG untuk klasifikasi acne vulgaris disertai analisis pengaruh kombinasi parameter preprocessing, ekstraksi fitur, dan kernel SVM terhadap performa sistem.

METODE



Gambar 1. Diagram Alir Proses (a) Pelatihan (*Training*) dan (b) Pengujian (*Testing*) Sistem *Acne Vulgaris Detection*

Berdasarkan Gambar 1, sistem deteksi Acne Vulgaris terdiri atas dua proses utama, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Pada proses pelatihan, citra wajah dari dataset terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk menyeragamkan kualitas dan format citra.

Selanjutnya dilakukan deteksi keypoint menggunakan metode SURF dengan mempertimbangkan nilai determinan Hessian $\det(H)$. Keypoint yang memiliki nilai $\det(H) \geq 1000$ dipilih sebagai kandidat fitur, sedangkan keypoint dengan nilai di bawah ambang batas tidak digunakan. Keypoint terkuat kemudian dimanfaatkan untuk menentukan scale dan membentuk ROI. Dari ROI tersebut dibentuk bounding box yang menjadi area utama dalam proses ekstraksi fitur HOG. Fitur HOG dihitung berdasarkan magnitude dan orientasi gradien piksel sehingga mampu merepresentasikan pola tekstur dan bentuk pada area wajah. Fitur SURF dan HOG kemudian dikombinasikan, dinormalisasi, dan disimpan sebagai data sampling untuk proses pelatihan model SVM. Model yang terbentuk kemudian divalidasi menggunakan cross-validation untuk mengukur kestabilan dan kemampuan generalisasi model.

Pada proses pengujian, citra uji melalui tahapan preprocessing dan ekstraksi fitur yang sama seperti pada proses pelatihan. Fitur yang diperoleh kemudian dimasukkan ke dalam model SVM untuk dilakukan prediksi. Sistem menentukan apakah citra termasuk wajah berjerawat atau tidak berjerawat berdasarkan hasil prediksi dan nilai $\det(H)$. Jika citra tidak memenuhi kriteria, hasil yang ditampilkan adalah wajah tidak berjerawat. Namun, jika citra terdeteksi berjerawat, sistem melanjutkan proses klasifikasi untuk menentukan jenis jerawat, yaitu papula atau pustula. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem menghitung matriks konfusi untuk mengevaluasi performa model berdasarkan nilai akurasi. Hasil akhir yang ditampilkan berupa status deteksi wajah, jenis jerawat yang teridentifikasi, serta parameter evaluasi sistem.

Dataset dan Pembagian Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis simulasi pemrosesan citra. Sebagai mana di tampilkan pada Tabel 1, dataset terdiri atas tiga kelas citra wajah, yaitu papula, pustula, dan kulit normal. Total data yang digunakan adalah 1.500 citra dengan komposisi seimbang, yaitu 500 citra untuk setiap kelas. Dataset papula dan pustula diperoleh dari Kaggle Acne Dataset, sedangkan dataset kulit normal diperoleh dari Kaggle Skin Disease Detection Dataset [26]-[27]. Seluruh citra dinormalisasi ke dimensi 256×300 piksel. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji, sehingga diperoleh 1.200 data latih dan 300 data uji.

Tabel 1. Dataset citra wajah

Kelas	Label	Jumlah Citra	Sumber
Non-acne/kulit normal	0	500	Kaggle Skin Disease Detection Dataset [27]
Papula	1	500	Kaggle Acne Dataset [26]
Pustula	2	500	Kaggle Acne Dataset [26]

Preprocessing Citra

Tahap preprocessing dilakukan sebelum ekstraksi fitur untuk menghasilkan citra yang lebih seragam. Citra RGB diubah menjadi grayscale agar proses komputasi lebih efisien dan fokus pada intensitas piksel. Setelah itu dilakukan resize dan interpolasi citra menggunakan tiga metode, yaitu bicubic, bilinear, dan Lanczos3. Bicubic menggunakan 16 piksel tetangga sehingga menghasilkan citra halus, bilinear menggunakan empat piksel tetangga dengan komputasi lebih sederhana, sedangkan Lanczos3 menggunakan kernel berbasis sinc yang mampu mempertahankan ketajaman tepi dan mengurangi aliasing [19]-[20].

Ekstraksi Fitur SURF

SURF digunakan untuk memperoleh fitur lokal berdasarkan keypoint pada citra. Tahapan SURF dimulai dari pembentukan citra integral untuk mempercepat komputasi filter kotak, dilanjutkan dengan penentuan determinan matriks Hessian untuk mendeteksi kandidat keypoint. Keypoint dengan respons kuat digunakan sebagai pusat region of interest (ROI). Pada setiap ROI, respons Haar wavelet dihitung pada arah horizontal dan vertikal, kemudian dibentuk deskriptor 4×4 subregion. Setiap subregion menghasilkan empat nilai, yaitu jumlah respons dx, jumlah respons dy, jumlah nilai absolut dx, dan jumlah nilai absolut dy. Dengan demikian, setiap ROI menghasilkan 64 fitur SURF [17].

Ekstraksi Fitur HOG

HOG digunakan untuk merepresentasikan tekstur dan bentuk lokal berdasarkan orientasi gradien. ROI yang diperoleh dari proses SURF digunakan sebagai bounding box dan dinormalisasi ke ukuran 64×64 piksel. Gradien arah x dan y dihitung untuk memperoleh magnitude dan orientasi setiap piksel. Orientasi gradien kemudian dikelompokkan ke dalam 9 bin histogram. Pada penelitian ini ukuran cellsize divariasikan menjadi 4×4 , 8×8 , 16×16 , dan 32×32 piksel. Normalisasi blok dilakukan menggunakan blok 2×2 sel dengan sliding window overlap untuk meningkatkan kestabilan terhadap perubahan kontras dan pencahayaan [18].

Klasifikasi SVM dan Parameter Pengujian

Fitur SURF dan HOG digabungkan kemudian dinormalisasi sehingga membentuk vektor fitur gabungan. Vektor tersebut digunakan sebagai masukan model SVM. SVM dipilih karena mampu mencari hyperplane terbaik dengan margin terbesar untuk memisahkan kelas

pada ruang fitur [22]. Tiga kernel diuji, yaitu linear, polynomial, dan radial basis function (RBF). Kernel linear digunakan untuk distribusi fitur yang relatif separabel, sedangkan polynomial dan RBF digunakan untuk memodelkan batas keputusan non-linear [23]–[25]. Adapun variasi pengujian dari seluruh parameter ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter Pengujian

Parameter yang Dianalisis	Variasi
Interpolasi image	Bicubic, Bilinear, Lanczos3
Cellsize HOG	4×4, 8×8, 16×16, 32×32
Kernel SVM	Linear, Polynomial, RBF

Evaluasi

Evaluasi dilakukan dalam dua bentuk. Pertama, akurasi ekstraksi fitur dievaluasi menggunakan rata-rata *similarity* antara fitur citra asli dan fitur citra hasil transformasi CLAHE. Nilai *similarity* yang mendekati 1 menunjukkan bahwa fitur yang diekstraksi stabil terhadap transformasi visual [28], [29]. Kedua, performa klasifikasi dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Dari *confusion matrix* dihitung akurasi untuk melihat kemampuan model dalam membedakan setiap kelas [30].

HASIL DAN DISKUSI

Analisis Similarity Fitur

Tabel 3. Nilai Rata-rata Similarity Antara Fitur Citra Asli dan Fitur Citra Hasil Transformasi CLAHE

Metode Fitur	Nilai Similarity	Interpretasi
SURF	0,8858	Stabil dalam merepresentasikan keypoint lokal
HOG	0,9057	Lebih stabil dalam merepresentasikan tekstur gradien

Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian similarity fitur antara citra asli dan fitur citra hasil transformasi CLAHE. Pengujian ini penting dilakukan untuk memastikan fitur yang diekstraksi dari citra memiliki kestabilan yang baik, sehingga layak digunakan sebagai dataset *machine learning*. Nilai rata-rata similarity antara citra asli dan citra transformasi menunjukkan bahwa kedua metode ekstraksi fitur memiliki kestabilan yang baik. SURF memperoleh nilai similarity sebesar 0,8858, sedangkan HOG memperoleh nilai 0,9057. Nilai HOG yang lebih tinggi menunjukkan bahwa representasi tekstur berbasis gradien relatif lebih stabil terhadap transformasi citra. Namun, SURF tetap berperan penting karena menyediakan informasi keypoint dan lokasi struktur lokal lesi. Dengan demikian, penggabungan SURF dan HOG memberikan representasi yang lebih lengkap dibandingkan penggunaan salah satu fitur saja.

Analisis Akurasi Deteksi Acne Vulgaris

Tabel 4. Akurasi Deteksi Acne Vulgaris.

Kernel SVM	Interpolasi Image	Cellsize							
		4x4		8x8		16x16		32x32	
		uji	latih	uji	latih	uji	latih	uji	latih
Linear	Bicubic	92.33%	94.75%	93%	94.75%	93%	94.74%	90%	92.08%
	Bilinear	92%	94.75%	92.67%	94.75%	92.33%	94.74%	90%	93.08%
	Lanczos3	91.67%	94.75%	93.33%	94.75%	92.33%	94.74%	90.67%	91.83%
Polynomial	Bicubic	70%	70.2%	54%	52.08%	23%	23.42%	92%	94.75%
	Bilinear	73.67%	73.08%	57.67%	58.75%	45.67%	46.25%	92.67%	94.75%
	Lanczos3	74%	75.33%	67%	67.25%	30.67%	34.58%	92.67%	94.75%
RBF	Bicubic	90.33%	94.75%	90.33%	94.75%	90.33%	94.75%	91.33%	94.75%
	Bilinear	90.33%	94.75%	90.33%	94.75%	90.33%	94.75%	91.33%	94.75%

Hasil pengujian pada Tabel 4 menunjukkan bahwa kombinasi interpolasi, cellsize, dan kernel SVM berpengaruh langsung terhadap performa klasifikasi. Pada interpolasi bicubic, kernel linear menghasilkan akurasi uji tertinggi pada cellsize 8×8 dan 16×16 dengan nilai 93,00%. Kernel polynomial menunjukkan performa rendah pada cellsize kecil-menengah, tetapi meningkat pada cellsize 32×32 . Kernel RBF relatif stabil pada berbagai cellsize dengan akurasi uji sekitar 90,33%–91,33%.

Pada interpolasi bilinear, pola yang dihasilkan relatif serupa. Kernel linear stabil pada cellsize 4×4 hingga 16×16 , sedangkan kernel polynomial baru menunjukkan performa baik pada cellsize 32×32 . Hal ini menunjukkan bahwa kernel polynomial lebih sesuai ketika fitur yang digunakan lebih global dan tidak terlalu rinci. Sementara itu, kernel RBF cenderung stabil tetapi tidak melampaui performa terbaik kernel linear.

Pada interpolasi Lanczos3, performa terbaik diperoleh pada cellsize 8×8 dengan kernel linear. Lanczos3 mampu mempertahankan ketajaman kontur sehingga lokasi keypoint SURF dan arah gradien HOG menjadi lebih informatif. Cellsize 8×8 memberikan keseimbangan antara detail lokal dan kestabilan fitur, sehingga fitur yang terbentuk tidak terlalu noisy tetapi tetap memuat informasi tekstur yang penting.

Ukuran cellsize memengaruhi tingkat detail fitur HOG. Cellsize kecil seperti 4×4 menghasilkan informasi lokal yang sangat rinci, tetapi juga meningkatkan sensitivitas terhadap noise, variasi pencahayaan, dan tekstur kulit yang tidak relevan. Cellsize besar seperti 32×32 menghasilkan representasi lebih global sehingga beberapa detail kecil papula dan pustula dapat hilang. Cellsize 8×8 menjadi konfigurasi terbaik pada penelitian ini karena mampu menjaga informasi tekstur lokal tanpa menghasilkan dimensi fitur yang terlalu kompleks.

Kernel linear menghasilkan performa terbaik pada kombinasi Lanczos3 dan cellsize 8×8 . Hal ini mengindikasikan bahwa fitur gabungan SURF-HOG yang dihasilkan pada konfigurasi tersebut cukup separabel secara linear. Kernel polynomial dan RBF yang bersifat non-linear justru lebih optimal pada cellsize 32×32 . Pada cellsize kecil, fitur yang terlalu detail berpotensi menyebabkan model non-linear mengalami overfitting karena batas keputusan menjadi terlalu kompleks. Sebaliknya, pada cellsize besar, fitur lebih sederhana dan representatif terhadap bentuk umum objek sehingga kernel non-linear dapat bekerja lebih stabil [31].

Model terbaik diperoleh menggunakan interpolasi Lanczos3, cellsize 8×8 , dan kernel SVM linear. Pada data latih, model menghasilkan akurasi 94,75%. Kesalahan klasifikasi utama terjadi pada kelas papula yang diprediksi sebagai non-acne. Pada data uji, model menghasilkan akurasi 93,33% dengan 20 citra salah klasifikasi, yaitu 19 citra papula diprediksi sebagai non-acne dan 1 citra papula diprediksi sebagai pustula. Kesalahan tersebut menunjukkan bahwa papula merupakan kelas yang paling sulit dibedakan karena warna dan elevasi lesinya dapat menyerupai kulit normal atau pustula ringan.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil ini memperjelas bahwa kombinasi fitur lokal dan tekstur dapat mengisi keterbatasan pendekatan tunggal. GLCM dan SVM telah digunakan untuk identifikasi tipe jerawat, tetapi GLCM lebih menekankan hubungan intensitas statistik dan belum menangkap keypoint lokal objek [13]. SURF mampu mendeteksi titik penting, tetapi kurang merepresentasikan distribusi tekstur secara menyeluruh [17]. HOG kuat untuk tekstur dan kontur, tetapi tidak secara eksplisit menentukan lokasi keypoint paling informatif [18]. Oleh karena itu, kombinasi SURF-HOG menjadi solusi yang lebih seimbang untuk citra acne vulgaris yang memiliki variasi bentuk, tekstur, dan pencahayaan.

Penelitian berbasis CNN dapat menghasilkan performa tinggi, tetapi memerlukan dataset besar dan komputasi yang lebih kompleks [15]. Pendekatan SURF-HOG-SVM pada penelitian ini menawarkan alternatif yang lebih ringan dan mudah dianalisis karena fitur yang digunakan bersifat eksplisit. Selain itu, penelitian ini menunjukkan bahwa performa tidak hanya ditentukan oleh algoritma klasifikasi, tetapi juga oleh kombinasi preprocessing, ukuran cellsize, dan kernel SVM. Temuan ini penting untuk pengembangan sistem deteksi jerawat yang efisien, terutama pada kondisi dataset terbatas.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah menganalisis kombinasi metode SURF dan HOG untuk deteksi acne vulgaris pada tiga kelas citra, yaitu papula, pustula, dan non-acne. SURF digunakan untuk memperoleh keypoint lokal, sedangkan HOG digunakan untuk merepresentasikan tekstur dan bentuk berdasarkan distribusi orientasi gradien. Kombinasi keduanya menghasilkan representasi fitur yang lebih lengkap karena menggabungkan informasi lokasi struktur lokal dan informasi tekstur citra.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa konfigurasi terbaik adalah interpolasi Lanczos3, cellsize 8×8 , dan kernel SVM linear dengan akurasi data latih 94,75% dan akurasi data uji 93,33%. Nilai similarity SURF sebesar 0,8858 dan HOG sebesar 0,9057 menunjukkan bahwa kedua metode cukup stabil terhadap transformasi citra. Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas papula karena karakteristik visual papula memiliki kemiripan dengan kulit normal dan pustula ringan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penambahan jumlah dataset, pengendalian variasi pencahayaan, serta eksplorasi kombinasi fitur lain atau metode pembelajaran mendalam ringan untuk meningkatkan generalisasi sistem.

REFERENCES

- [1] Y. Maulida dan M. M. Topik, "Penanganan Acne Vulgaris Terkini," *Termometer J. Ilm. Ilmu Kesehat. Dan Kedokt.*, vol. 2, no. 3, hlm. 98 – 111, Jul 2024, doi: 10.55606/termometer.v2i3.4072.
- [2] S. Zahra Ghodsi, H. Orawa, dan C. C. Zouboulis, "Prevalence, Severity, and Severity Risk Factors of Acne in High School Pupils: A Community-Based Study," *J. Invest. Dermatol.*, vol. 129, no. 9, hlm. 2136 –2141, Sep 2009, doi: 10.1038/jid.2009.47.
- [3] B. Dreno, E. Bagatin, U. Blume- peytavi, M. Rocha, dan H. Gollnick, "Female type of adult acne: Physiological and psychological considerations and management," *JDDG J. Dtsch. Dermatol. Ges.*, vol. 16, no. 10, hlm. 1185 –1194, Okt 2018, doi: 10.1111/ddg.13664.
- [4] S. K. Shah dan A. F. Alexis, "Acne in skin of color: Practical approaches to treatment," *J. Dermatol. Treat.*, vol. 21, no. 3, hlm. 206 –211, Mei 2010, doi: 10.3109/09546630903401496.
- [5] T. Burns, S. Breathnach, N. Cox, dan C. Griffiths, Ed., "Front Matter," dalam *Rook' s Textbook of Dermatology*, 1 ed., Wiley, 2010. doi: 10.1002/9781444317633.fmatter.
- [6] R. V. Reynolds dkk., "Guidelines of care for the management of acne vulgaris," *J. Am. Acad. Dermatol.*, vol. 90, no. 5, hlm. 1006.e1-1006.e30, Mei 2024, doi: 10.1016/j.jaad.2023.12.017.
- [7] J. K. L. Tan dan K. Bhat, "A global perspective on the epidemiology of acne," *Br. J. Dermatol.*, vol. 172, hlm. 3 –12, Jul 2015, doi: 10.1111/bjd.13462.
- [8] S. S. Kollí, D. Pecone, A. Pona, A. Cline, dan S. R. Feldman, "Topical Retinoids in Acne Vulgaris: A Systematic Review," *Am. J. Clin. Dermatol.*, vol. 20, no. 3, hlm. 345 –365, Jun 2019, doi: 10.1007/s40257-019-00423-z.
- [9] S. V. Tripathi, C. J. Gustafson, K. E. Huang, dan S. R. Feldman, "Side effects of common acne treatments," *Expert Opin. Drug Saf.*, vol. 12, no. 1, hlm. 39 –51, Jan 2013, doi: 10.1517/14740338.2013.740456.
- [10] H. P. M. Gollnick, A. Y. Finlay, dan N. Shear, "Can We Define Acne as a Chronic Disease?: If So, How and When?," *Am. J. Clin. Dermatol.*, vol. 9, no. 5, hlm. 279 – 284, 2008, doi: 10.2165/00128071-200809050-00001.
- [11] H. C. Williams, R. P. Dellavalle, dan S. Garner, "Acne vulgaris," *The Lancet*, vol. 379, no. 9813, hlm. 361 –372, Jan 2012, doi: 10.1016/S0140-6736(11)60321-8.
- [12] W. J. Nuryanto, "Pengenalan Wajah (Face Recognition) dengan menggunakan Metode SURF (Speeded Up Robust Features).pdf.", 2017.
- [13] A. H. Setianingrum, S. U. Masruroh, dan S. Fitriatul, "Performance of Acne Type Identification Using GLCM and SVM," dalam *2020 8th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, Okt 2020, hlm. 1 –4. doi: 10.1109/CITSM50537.2020.9268797.
- [14] M. A. P. Tanjung, "[BUKU REFERENSI] MODIFIKASI SPEED-UP ROBUST FEATURE (SURF) DENGAN HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT (HOG) PADA KLASIFIKASI CITRA BLUR," *Kumpul. BERKAS KEP ANGKATAN DOSEN*, Feb 2025, [Online]. Available: <https://publication.umsu.ac.id/index.php/ht/article/view/4732> (accessed: Jun. 3, 2025)
- [15] Tundo, F. A. Prayogo, dan Sugiyono, "Automatic Detection of Skin Diseases Using Convolutional Neural Network Algorithms," *Int. J. Softw. Eng. Comput. Sci. IJSECS*, vol. 4, no. 3, hlm. 896 –907, Des 2024, doi: 10.35870/ijsecs.v4i3.3021.
- [16] M. I. Yoren, R. Purnamasari, dan E. Suhartono, "Penerapan Metode Histogram Oriented of Gradients dan Haar-Cascad pada Pintu Asrama Pintar Telkom University," *EProceedings Eng.*, vol. 11, no. 6, Art. no. 6, Des 2024, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/24986> (accessed: May. 28, 2025)
- [17] E. Oyallon dan J. Rabin, "An Analysis of the SURF Method," *Image Process. Line*, vol. 5, hlm. 176 –218, Jul 2015, doi: 10.5201/ipol.2015.69.
- [18] N. Dalal dan B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," dalam *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA: IEEE, 2005, hlm. 886 –893. doi: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [19] R. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 29, no. 6, hlm. 1153 –1160, Des 1981, doi: 10.1109/TASSP.1981.1163711.
- [20] D. Glasner, S. Bagon, dan M. Irani, "Super-resolution from a single image," dalam *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, Sep 2009, hlm. 349–356. doi: 10.1109/ICCV.2009.5459271.
- [21] "Image Interpolation-an overview | ScienceDirect Topics." [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/image-interpolation?utm_source= (Accessed: Jun. 11, 2025)
- [22] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, dan D. Handoko, "–Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika1 –,” 2003.
- [23] C. Cortes dan V. Vapnik, "Support-vector networks," *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, hlm. 273 –297, Sep 1995, doi: 10.1007/BF00994018.
- [24] "(PDF) Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning," *ResearchGate*. Diakses: 1 Juni 2025. [Daring]. Tersedia pada: https://www.researchgate.net/publication/2346087_Advances_in_Kernel_Methods_-_Support_Vector_Learning
- [25] M.-H. Yang, D. J. Kriegman, dan N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, no. 1, hlm. 34 –58, Jan 2002, doi: 10.1109/34.982883.
- [26] "Acne_dataset." [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/anshchauhan248/acne-dataset> (Accessed: May. 28, 2025)
- [27] "Skin Disease Detection Dataset." [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/mgmitesh/skin-disease-detection-dataset> (Accessed: May. 28, 2025)
- [28] R. C. Gonzalez dan R. E. Woods, *Digital image processing*. New York, NY: Pearson, 2018.
- [29] "Evaluation of feature extraction methods for different types of images," *ResearchGate*. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/370403730_Evaluation_of_feature_extraction_methods_for_different_types_of_images (accessed: May. 28, 2025)
- [30] A. Tharwat, "Classification assessment methods," *Appl. Comput. Inform.*, vol. 17, no. 1, hlm. 168 –192, Jan 2021, doi: 10.1016/j.aci.2018.08.003.
- [31] P. D. Science, "Nonlinear Modeling and Generalization." [Online]. Available: http://datasciencecourse.org/notes/nonlinear_modeling/ (Accessed: Jun. 11, 2025)
- [32] M. Kunaver dan J. F. Tasic, "Image feature extraction-an overview," dalam *EUROCON 2005-The International Conference on "Computer as a Tool"*, Belgrade, Serbia and Montenegro: IEEE, 2005, hlm. 183 –186. doi: 10.1109/EURCON.2005.1629889.
- [33] W. F. Bergfeld, "The Pathophysiology of Acne Vulgaris in Children and Adolescents, Part 2: Tailoring Treatment".
- [34] D. M. Thiboutot dkk., "Practical management of acne for clinicians: An international consensus from the Global Alliance to Improve Outcomes in Acne," *J. Am. Acad. Dermatol.*, vol. 78, no. 2, hlm. S1-S23.e1, Feb 2018, doi: 10.1016/j.jaad.2017.09.078.
- [35] B. Dréno dkk., "Development and evaluation of a Global Acne Severity Scale (GEA Scale) suitable for France and Europe: Global Acne Assessment Scale," *J. Eur. Acad. Dermatol. Venereol.*, vol. 25, no. 1, hlm. 43 –48, Jan 2011, doi: 10.1111/j.1468-3083.2010.03685.x.
- [36] A. H. T. Jeremy, D. B. Holland, S. G. Roberts, K. F. Thomson, dan W. J. Cunli, "Inflammatory Events Are Involved in Acne Lesion Initiation," *J. Invest. Dermatol.*, vol. 121, no. 1, 2003.
- [37] A. M. O'Neill dan R. L. Gallo, "Host-microbiome interactions and recent progress into understanding the biology of acne vulgaris," *Microbiome*, vol. 6, no. 1, hlm. 177, Des 2018, doi: 10.1186/s40168-018-0558-5.

- [38] J. Tang, S. Alelyani, dan H. Liu, "Feature Selection for Classification: A Review".
- [39] P. K. Mall dkk., "A comprehensive review of deep neural networks for medical image processing: Recent developments and future opportunities," *Healthc. Anal.*, vol. 4, hlm. 100216, Des 2023, doi: 10.1016/j.health.2023.100216.
- [40] M. Dey, A. Saha, dan A. De, "Object Detection Using Point Feature Matching Based on SURF Algorithm," dalam *Advances in Computational Intelligence, Security and Internet of Things*, vol. 1192, A. Saha, N. Kar, dan S. Deb, Ed., dalam *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1192., Singapore: Springer Singapore, 2020, hlm. 441–452. doi: 10.1007/978-981-15-3666-3_36.
- [41] F. F. Adi, M. Ichwan, dan Y. Miftahuddin, "Implementasi Algoritma Speeded Up Robust Features (SURF) Pada Pengenalan Rambu – Rambu Lalu Lintas," *J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, Des 2017, doi: 10.28932/jutisi.v3i3.692.
- [42] H. Bay, T. Tuytelaars, dan L. Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," dalam *Computer Vision – ECCV 2006*, vol. 3951, A. Leonardis, H. Bischof, dan A. Pinz, Ed., dalam *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3951., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006, hlm. 404–417. doi: 10.1007/11744023_32.
- [43] D. J. Majumdar dan A. Mahato, "Comparison of SIFT & SURF Corner Detector as Features and other Machine Learning Techniques for Identification of Commonly used Leaves," vol. 05, no. 03.
- [44] A. F. Randa, N. Suciati, dan D. A. Navastara, "Implementasi Metode Kombinasi Histogram of Oriented Gradients dan Hierarchical Centroid untuk Sketch Based Image Retrieval," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 2, hlm. A311–A316, Sep 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i2.16984.
- [45] "Dalal and Triggs-2005-Histograms of Oriented Gradients for Human Detecti.pdf." Diakses: 1 Juni 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://lear.inrialpes.fr/people/triggs/pubs/Dalal-cvpr05.pdf>
- [46] J. L. Rodgers dan W. A. Nicewander, "Thirteen Ways to Look at the Correlation Coefficient".
- [47] A. S. Nascimento, W. A. L. de J. Melo, D. O. Dantas, dan B. T. Andrade, "Feature point detection in HDR images based on coefficient of variation," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 7, hlm. 19981–20002, Jul 2023, doi: 10.1007/s11042-023-16055-9