

Klasifikasi Penyakit Kulit menggunakan Image Processing dan Artificial Neural Network (ANN)

1st Raden Roro Ayuni Purbo Okta Briliani
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
 Bandung, Indonesia
 rrayuni@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Irma Palupi
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
 Bandung, Indonesia
 irmapalupi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pendeteksian penyakit kulit sejak dini dapat mempercepat penanganan sehingga dapat mencegah penularan pada area yang lebih luas. Akan tetapi, pendeteksian penyakit kulit tidak mudah. Kehadiran computer vision dan kecerdasan buatan dapat membantu menyelesaikan permasalahan ini. Pada penelitian ini penulis melakukan klasifikasi penyakit kulit menggunakan artificial neural network dengan memanfaatkan image preprocessing untuk mendapatkan fitur yang ada pada citra. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur tekstur dan

fitur warna. Fitur tekstur yang digunakan pada penelitian ini adalah *grey-level co-occurrence matrix* (GLCM) sedangkan fitur warna yang di ekstrak ada lah warna YCbCr. Dari hasil cross-validation diperoleh K ideal yaitu sebesar 10. Dengan menggunakan metode yang diajukan penulis memperoleh akurasi sekitar ($70 \pm 3\%$).

Kata kunci : *artificial neural network, GLCM, YCbCr*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kulit manusia merupakan lapisan terluar yang menutupi seluruh bagian pada tubuh manusia. Kulit berfungsi untuk melindungi organ dalam pada tubuh manusia dari virus, bakteri serta sinar matahari. Akan tetapi, kulit sebagai bagian terluar tubuh manusia dapat menyebabkan berbagai penyakit seperti kanker kulit dikarenakan paparan dari lingkungan sekitar yang dapat mengganggu organ dalam. Menurut Pravin S. Ambad, dan A. S. Shirsat lebih dari 125 juta orang menderita penyakit kulit psoriasis serta terjadi peningkatan penderita kanker kulit selama beberapa dekade ini. Oleh karena itu, perlunya pendeteksian dini penyakit kulit [1].

Pendeteksian penyakit kulit sejak dini atau pada awal gejala dapat mempercepat penanganan sehingga dapat mencegah penularan kepada area yang lebih luas. Akan tetapi, pendeteksian penyakit pada kulit tidaklah mudah karena kulit terdiri dari beberapa lapisan yang kompleks [2]. Dengan perkembangan teknologi seperti saat ini, pendeteksian penyakit pada kulit dapat dilakukan dengan mudah salah satunya dengan memanfaatkan teknik *computer vision*.

Computer vision merupakan bidang ilmu yang menggunakan pemrosesan citra digital (image processing) untuk membuat keputusan berdasarkan citra yang diperoleh dari sensor [5][6][7]. Penelitian dalam pendeteksian penyakit kulit menggunakan *image processing* telah banyak dilakukan. Misalnya

Skin Disease Recognition Method Based on Image Color and Texture Features oleh Li-sheng Wei, dkk [4]. Dalam penelitian tersebut mereka melakukan tiga proses utama, yang pertama preprocessing, feature extraction, classification menggunakan metode support vector machine (SVM) dengan tingkat akurasi rata-rata mencapai 90%.

Penelitian lain dengan judul Dermatological Disease Detection using Image Processing and Artificial Neural Network oleh Rahmat Yasir, dkk [3]. Penelitian ini menggunakan dua metode utama. Yaitu image processing dan artificial neural network (ANN). Dengan melakukan teknik *feature extraction image, feature extaraction user input*, dan klasifikasi menggunakan *metode artificial neural network* (ANN). Penelitian tersebut membuktikan bahwa dengan metode image processing dan artificial neural network deteksi penyakit pada kulit dapat mencapai tingkat akurasi hingga 90%. Dalam penelitian ini dilakukannya pedeketan serupa [4] menggunakan *image processing* dan *artificial neural network* yang digunakan untuk mendeteksi beberapa penyakit kulit. Perbedaan antara penelitian mereka dan penelitian kami mereka memutuskan untuk melakukan teknik *colour feature extraction* dengan *arlgoritma watershed*, sedangkan dalam penelitian ini, kami memutuskan untuk menggunakan algoritma YCbCr pada *colour feature extraction*. YCbCr adalah warna yang ditetapkan dalam *terminology luminance* (saluran Y), dan *chrominance* (Cb dan Cr) [12]. Selain itu mereka juga menerapkan metode

kalisifikasi menggunakan support vector machine (SVM) sedangkan penelitian ini menggunakan metode artificial neural network (ANN). Penelitian ini bertujuan untuk melihat dan mengetahui hasil performa dan akurasi menggunakan sistem yang telah dibangun.

B. Topik dan Batasannya

Adapun batasan pada penelitian ini adalah bagaimana memperoleh informasi secara visual penyakit kulit yang dapat di klasifikasi melalui citra, bagaimana efektifitas dari system klasifikasi penyakit kulit dengan *Image Processing* dan *Artificial Neural Network* yang akan di bangun, bagaimana penerapan *Features extraction* yang dilakukan di penelitian klasifikasi penyakit kulit menggunakan *Image Processing* dan *Artificial Neural Network*, dan bagaimana perancangan *Artificial Neural Network*. Pada proses klasifikasi pada sistem yang akan dibangun.

C. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memporeleh informasi secara visual penyakit kulit yang dapat di deteksi melalui citra, untuk mengetahui efektivitas sistem klasifikasi penyakit kulit dengan *image processing* dan *artificial neural network* yang akan dibangun, untuk mengetahui penerapan *features extraction* dilakukan di penelitian kasifikasi penyakit kulit menggunakan *image processing* dan *artificial neural network*, dan untuk melakukan perancangan *Artificial neural network* pada proses klasifikasi pada sistem yang akan dibangun.

II. KAJIAN TEORI

Untuk menujuang penelitian ini telah terdapat penelitian yang terkait dengan penelitian ini diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Pravin S. Ambad, dan A.S Shirsat [1] yang dimana Pada penelitian ini, *image processing* digunakan untuk mendeteksi penyakit kulit, seperti misalnya psoriasis, kanker kulit, dan melanoma. Tujuan utama dari penelitian ini adalah agar penyakit kulit dapat dideteksi lebih awal dan dapat dilakukan tindakan sebelum penyakit kulit menjadi lebih parah. Pada sistem yang digunakan ini, sistem dapat memberitahu pengguna dalam penanganan awal dari penyakit kulit yang dialami serta dapat memberikan peringatan jika suatu penyakit kulit yang terdeteksi dirasa terlalu berbahaya dan sangat membutuhkan penanganan medis dengan segera. Ada empat proses utama dalam penelitian ini, yaitu; *image acquation*, *noise removal*, *feature extraction*, serta *classification*. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah sistem yang dibuat dapat mengklasifikasikan empat tipe kulit, yaitu kulit yang menderita *psoriasis*, *melanoma*, *dermo*, dan kulit yang normal tanpa penyakit dengan akurasi mencapai 90%.

Selanjutnya terdapat penelitian yang dilakukan oleh Rahmat Yasir, Md. Ashiqur Rahman, dan Nova

Ahmed [3]. Penelitian ini menggunakan dua metode utama. Yaitu *image processing* dan *artificial neural network*. Metode ini dilakukan untuk mendeteksi penyakit kulit seperti misalnya *eczema*, *acne*, *leprosy*, *psoriaris scabies*, *foot ulcer*, *vitiligo*, *tinea corporis*, dan *pityriasis rosea*. Penelitian ini malakukan teknik *feature extraction* yang terbagi menjadi dua bagian yaitu: *features extracted* dari citra (warna, area, tepi), dan *features extracted* dari user input (*liquid type*, *liquid colour*, *elevation*, *duration*, *feeling*, *gender*, *age*). Dalam mengimplementasi *features extracted* dari citra langkah pertama adalah mencari kode warna area kulit yang terinfeksi dengan menggunakan algoritma *YCbCr*. Langkah kedua adalah mencari ukuran dari area kulit yang terinfeksi menggunakan grafik histogram menggunakan *binary image*. Langkah terakhir, medeteksi tepi dari area kulit yang terinfeksi menggunakan *sobel operator*. Sedangkan *features extracted* dari user input dilakukan dengan memasukan informasi pasien dan informasi yang tampak pada gambar seperti *liquid type*, *liquid color*, dan *elevation*. Hasil dari *feature extraction* digunakan sebagai masukan kedalam *articial neural network* yang bertujuan untuk mengklasifikasi jenis penyakit kulit. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah sistem yang dibuat dapat mengklasifikasikan Sembilan penyakit kulit dengan rata-rata akurasi mencapai 90%.

Adapun penelitian serupa yang dilakukan oleh Vinayshekhar Bannihatti Kumar, Sujay S Kumar, dan Varun Saboo [2] dimana penelitian ini menggunakan pendekatan dengan menggabungkan *computer vision* dan *machine learning* untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit kulit seperti misalnya *psoriaris*, *seborheic dermatitis*, *linchen planus*, *pityriasis rosea*, *chronic dermatitis*, dan *pityriasis rubra pilaris*. Metode *computer vision* yang digunakan adalah *feature extraction* yang terdiri dari *color histogram*, *sobel operator*, *DullRazor Algorithm*, *distribution density*, *colour continuity*, *colour homogeneity*, dan *texture analysis*. Metode *machine learning* yang diterapkan di dalam penelitian ini yaitu: *artificial neural network*, *decision trees*, dan *kth Nearest Neighbor*. Setelah melatih dan menguji data penyakit kulit menggunakan penedekatan *computer vision* dan *machine learning* sistem menghasilkan tingkat akurasi yang mencapai 95%.

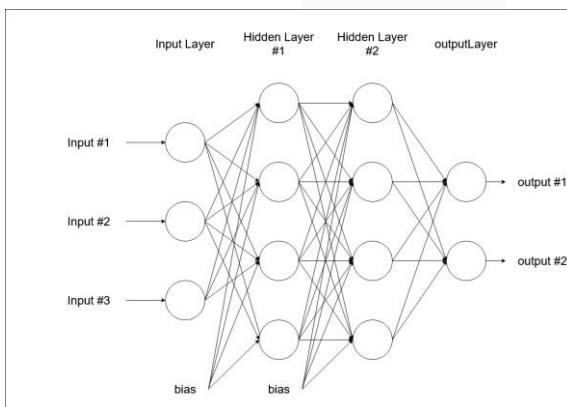
A. Image Processing

Image processing adalah suatu proses pengolahan gambar yang menggunakan serangkaian algoritma untuk mendapatkan informasi dari gambar tersebut [9]. *Image processing* merupakan proses memanipulasi sebuah citra menggunakan komputer digital. Pemanfaatan *image prosesing* banyak digunakan untuk pembuatan aplikasi dari bidang pengobatan hingga hiburan. Pengolahan citra terdiri dari beberapa kelas yaitu *image enhancemnet*, *image*

restoration, image analysis, dan image compression. Teknik peningkatan citra (Image enhancement), merupakan citra yang dimanipulasi menggunakan Teknik heuristik, yang bertujuan untuk mendapatkan informasi. Teknik restorasi gambar (image restoration) bertujuan untuk memproses gambar yg rusak di mana akan terdapat deskripsi statistik atau matematis degradasi sehingga dapat dikembalikan (restore). Teknik analisis citra dapat memperoleh informasi secara otomatis.

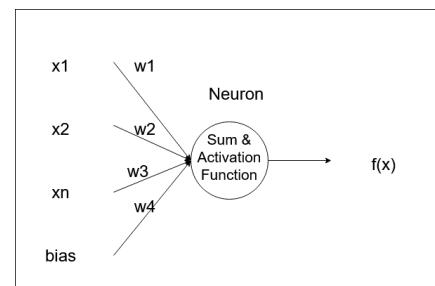
B. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) adalah sebuah tiruan dari bagaimana otak bekerja. Otak manusia memiliki kemampuan untuk mempelajari hal baru dan beradaptasi pada lingkungan yang baru dan dinamis [8]. Jaringan syaraf tiruan (JST) atau *artificial neural network* (ANN) merupakan representasi tiruan dari otak manusia dalam melakukan proses pembelajaran pada otak manusia. *Neural network* (NN) terdiri dari sebuah elemen yang disebut saraf (neuron). *Neuron* bertujuan untuk mengolah sebuah informasi yang diterima lalu kemudian diteruskan kepada neuron lainnya, cara kerja ini terinspirasi dari sistem saraf secara biologi yang bekerja pada otak manusia. *Artificial neural network* (ANN) merupakan pemodelan data yang baik di mana dapat mengambil serta merepresentasikan hubungan tiap masukan (Input) dan keluaran (output).



GAMBAR 2. Jaringan Syaraf Tiruan

Terdapat berbagai macam tipe neural network, akan tetapi secara umum menggunakan neural network berjenis *multi-layer perceptron* (MLP). *Multi-layer perceptron* (MLP) merupakan jenis *neural network* yang memanfaatkan banyak lapisan neuron atau biasa disebut hidden layer di mana tiap *neuron* pada hidden layer memperoleh nilai masukan dari *neuron* pada lapisan sebelumnya. Contoh MLP seperti pada Gambar 1, menggunakan dua lapis tersembunyi (hidden layer). Tiap-tiap neuron pada masing-masing lapisan (layer) dilakukan perhitungan untuk memperoleh keluaran yang akan diteruskan kepada *neuron* pada layer selanjutnya.



GAMBAR 1. Neuron

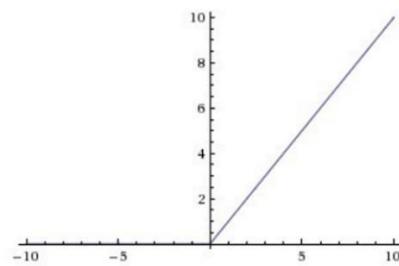
Gambar 2 memperlihatkan sistem neuron pada *Artificial Neural Network*. $x_1 \dots x_n$ merupakan masukan, $w_1 \dots w_n$ merupakan bobot yang bertujuan memberi sinyal dari koneksi tiap masukan, dan $f(x)$ merupakan fungsi aktivasi.

$$\text{sum} = \sum_{i=1}^n (x_i \times w_i) + \text{bias} \quad (1)$$

Nilai dari formula (1) dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan secara umum adalah fungsi aktivasi ReLU tetapi dalam penelitian ini penulis menggunakan fungsi Rectifier Linear Unit (ReLU).

$$f(x) = \begin{cases} x & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (2)$$

Formula (2) merupakan fungsi aktivasi ReLU bertujuan untuk menghilangkan nilai negatif pada citra. Cara kerja fungsi aktifasi ReLU yaitu dengan mengganti nilai negatif pada citra atau *feature maps* dengan nilai 0. Pada intinya ReLU merupakan fungsi aktifasi yang membuat pembatas pada bilangan 0. Artinya apabila $x \leq 0$ maka $x = 0$ dan apabila $x > 0$ maka $x = x$.



GAMBAR 3. Fungsi Aktifasi ReLU

Stochastic Gradient Decent backpropagation merupakan metode yang melakukan update parameter untuk setiap data pelatihan. Model *Stochastic Gradient Descent* atau SGD merupakan fungsi yang mengoptimasi di dalam model *deep learning* dengan mengikuti *gradient* yang mempunyai nosy dengan ukuran arah menurun. Selain itu *Stochastic Gradient Descent* merupakan *gradien stochastic* yang meminimalkan kerugian yang dipilih dengan fungsi linear. Adapun

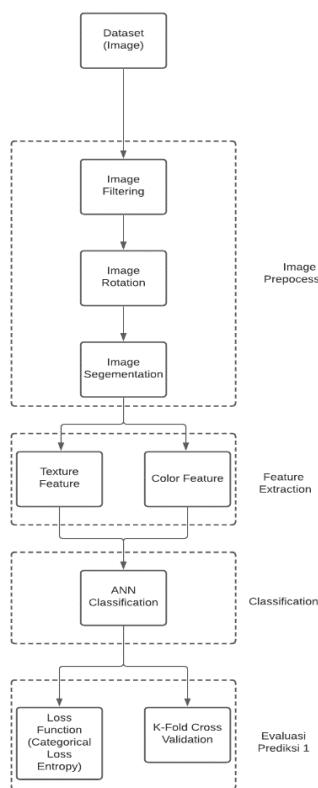
perhitungan nilai bobot dan bias sebagai persamaan (3),

$$w' = w - l_r(\Delta w) \quad (3)$$

Dimana w' merupakan nilai bobot baru, w merupakan nilai bobot, l_r merupakan *learning rate*, Δw merupakan nilai dari turunan bobot.

III. METODE

Secara umum, sistem yang dirancang merupakan sistem untuk mengklasifikasi penyakit kulit menggunakan *image processing* dan *artificial neural network*. Hal ini dilakukan untuk mengklasifikasi penyakit kulit lebih awal. sistem yang dibangun pada penelitian ini menggunakan metode *image processing* yang akan dikombinasikan dengan algoritma dari *artificial neural network*. Cara kerja sistem yang akan dibangun pada penelitian ini akan diperlihatkan pada gambar



GAMBAR 4. Blok Diagram Sistem

A. Dataset

Dataset yang digunakan untuk penelitian ini adalah gambar penyakit kulit yang diperoleh dari Indonesian International Skin Image Collaboration (ISIC) 2019 (<https://www.kaggle.com/andrewmvd/isic-2019>). International Skin Image Collaboration (ISIC) 2019 terdiri dari delapan kelas ciri penyakit diantaranya adalah *Melanoma*, *Melanocytic Nevus*, *Basal Cell Carcinoma*, *Actinic Keratosis*, *Benign Keratosis*, *Dermatofibroma*, *Vascular lesion*, *Squamous Cell*

Carcinoma. Untuk penyederhanaan masalah dalam penelitian hanya digunakan empat kelas dari total delapan kelas dalam dataset. Empat kelas penyakit yang digunakan yaitu *Actinic Keratosis*, *Basal Cell Carcinoma*, *Melanoma*, *Melanocytic Nevus*.

B. Data Preprocessing

Gambar penyakit kulit yang diperoleh dari *Indonesian International Skin Image Collaboration* (ISIC) 2019 akan diproses terlebih dahulu sebelum dilakukan proses ekstraksi fitur (feature extraction). Hal ini dilakukan untuk meningkatkan akurasi dari ekstraksi fitur (feature extraction). Pada penelitian ini, penulis menggunakan tiga algoritma yaitu filter gambar (image Filtering), rotasi gambar (Image rotation) dan segmentasi gambar (image segmentation).

a. Filter Gambar (Image Filtering)

Pada penelitian ini, penulis menggunakan filter median dalam melakukan image filtering. Penggunaan filter median dikarenakan filter median merupakan metode popular dalam menghilangkan noise pada gambar. Ide utama dari metode ini adalah kita menggunakan filter dengan ukuran $m \times n$, lalu filter ini akan menelusuri tiap piksel pada gambar dengan mengubah nilai piksel saat ini dengan nilai median dari tetangga piksel saat ini mengikuti ukuran dari filter. Mengikuti persamaan(4),

$$P'_{i,j} = [f(\cdot)]_{\frac{N+1}{2}} \quad (4)$$

dimana $P'_{i,j}$ merupakan nilai piksel pada posisi i dan j dan $[f(\cdot)]_{\frac{N+1}{2}}$ merupakan nilai median dari fungsi $F(\cdot)$. fungsi $F(\cdot)$ mengikuti persamaan (5),

$$F(\cdot) = \text{sort}(F_{(m,n)}), (m, n) \in S \quad (5)$$

dimana S merupakan tetangga dari piksel dengan ukuran $m \times n$

b. Rotasi Gambar (Image Rotation)

Setelah melakukan *image filtering*, tahap selanjutnya melakukan rotasi gambar dengan berbagai sudut. Hal ini bertujuan untuk memperoleh bentuk penyakit dari berbagai sudut gambar. Rotasi gambar mengikuti persamaan (6) (7).

$$\begin{aligned} \text{Width}_{\text{new}} = 2 \times & \left(\left| \frac{2 \times \cos \theta}{\frac{\text{width}}{2}} \right| \right. \\ & \left. + \left| \frac{\text{height}}{2 \times \sin \theta} \right| \right) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{Height}_{\text{new}} = 2 \times & \left(\left| \frac{2 \times \cos \theta}{\frac{\text{width}}{2}} \right| \right. \\ & \left. + \left| \frac{\text{height}}{2 \times \sin \theta} \right| \right) \end{aligned} \quad (7)$$

Selanjutnya nilai koordinat akan di ubah mengikuti persamaan (8) dan (9),

$$\begin{aligned} x_0 - x_{r1} &= (x_1 - x_{r2}) \\ &\quad \times \cos \theta - (y_1 - y_{r2}) \\ &\quad \times \sin \theta \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} y_0 - y_{r1} &= (y_1 - y_{r2}) \\ &\quad \times \sin \theta \\ &\quad - (y_1 - y_{r2}) \times \cos \theta \end{aligned} \quad (9)$$

dimana x_0 dan y_0 merupakan koordinat gambar asli (I) dan x_1 dan y_1 merupakan gambar yang terotasi (I_r), sedangkan x_{r1} dan y_{r1} merupakan koordinat asli.

c. Segmetasi Gambar (Image Segmentation)

Pada tahap ini, gambar hasil rotasi akan dua ubah menjadi image binary agar memperoleh gambar yang lebih terang. Setelah memperoleh titik atau area dari penyakit pada gambar, maka gambar akan dibagi menjadi n bagian segmen vertikal. Tiap segmen diberi nama $L1, L2, L3, \dots, Ln$.

C. Texture feature extraction

Dalam penelitian ini *texture feature extraction* yang digunakan adalah *grey-level co-occurrence matrix* (GLCM) merupakan ciri statistik orde dua dimana ekstrasi ciri dilakukan berdasarkan parameter *contrast*, *correlation*, *entropy*, *uniformity*, dan *energy*.

a. Contrast

Untuk memperoleh nilai kontras pada citra, menggunakan persamaan (10)

$$A_1 = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} (i - j)^2 G(i, j) \quad (10)$$

Di mana A_1 mengacu pada kontras atau biasa disebut juga dengan derajat kedalaman dari alur tekstil pada citra. $|i - j|$ mengacu pada tingkat perbedaan warna abu-abu diantara piksel yang berdekatan. Sedangkan $G(i, j)$ merupakan distribusi probabilitas dari tingkat perbedaan warna abu-abu diantara piksel yang berdekatan.

b. Correlation

Kolerasi secara umum digunakan untuk mendeskripsikan detail elemen yang relevan pada setiap baris dan kolom di dalam proses segmentasi citra. Untuk memperoleh nilai kolerasi pada citra, menggunakan persamaan (11),

$$A_2 = \frac{\sum_i^{L-1} \sum_j^{L-1} (i - \bar{x})(j - \bar{y})}{\sigma_x \sigma_y} \quad (11)$$

dimana A_2 mengacu pada kolerasi, yang di mana \bar{x} merupakan nilai rata-rata pada setiap kolom dari elemen segmentasi citra. Sedangkan \bar{y} merupakan nilai rata-rata pada setiap baris dari elemen segmentasi citra. selanjutnya σ_x adalah rata-rata standar deviasi pada setiap kolom, dan σ_y adalah rata-rata standar deviasi pada setiap baris.

c. Entropy

Untuk memperoleh nilai entropi pada citra, digunakan persamaan (12),

$$A_3 = - \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} [G(i, j) \cdot \log G(i, j)] \quad (12)$$

dimana A_3 mengacu pada entropi yang mengukur kuantitas informasi dalam sebuah citra. Meningkatnya nilai A_3 mengartikan bahwa nilai elemen pada citra semakin acak.

d. Uniformity

Untuk mengetahui tingkat kekasaran pada citra, digunakan persamaan (13),

$$A_4 = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} \frac{1}{(i - j)^2 + 1} G(i, j) \quad (13)$$

dimana A_4 merupakan momen inersia yang digunakan untuk mendeskripsikan kekasaran tekstur pada gambar. Semakin besar nilai A_4 , maka semakin kasar tekstur dari area kulit yang terinfeksi.

e. Energy

Untuk menghitung nilai energy menggunakan persamaan (14),

$$A_5 = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=1}^{L-1} G^2(i, j) \quad (14)$$

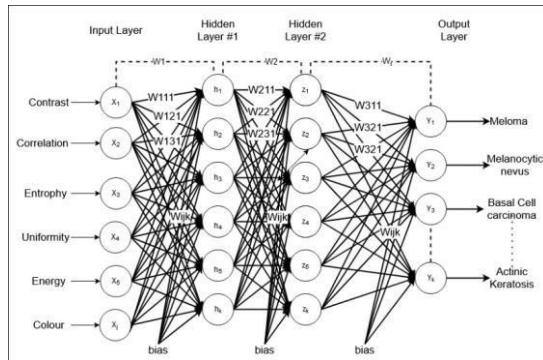
dimana A_5 merupakan nilai energi yang digunakan untuk mendeskripsikan ketebalan dari tekstur pada citra ini adalah hasil dari perjumlahan kuadrat matriks *gray-level co-occurrence* (GLCM).

D. Color feature extraction

Dalam penelitian ini untuk memperoleh warna dari area yang terinfeksi pada gambar, kami menggunakan YCbCr untuk menemukan kode warna dari *binary image*. Persamaan di bawah ini digunakan untuk memperoleh nilai YCbCr [10]

$$\begin{aligned}
 & y \\
 & [Cb] \\
 & Cr \\
 & 16 \\
 & = [128] \\
 & 128 \\
 & 65,481 \quad 65,481 \quad 24,966 \quad R \\
 & + [-37,797 \quad -37,797 \quad 112000] [G] \\
 & 112,000 \quad 112,000 \quad -18,214 \quad B
 \end{aligned}$$

E. Klasifikasi



GAMBAR 5. Jaringan Syaraf Tiruan yang Digunakan

Pada penelitian ini, metode klasifikasi yang kami gunakan adalah jaringan syaraf tiruan (JST) dengan menggunakan *back-propagation* atau secara umum diketahui dengan *artificial neural network with back-propagation* (ANN – Back propagation). Pada tahap ini, yang menjadi masukkan dari *artificial neural network* adalah data-data hasil *feature extraction* (ekstraksi fitur) yang telah kita peroleh dari tahap sebelumnya. Rancangan jaringan seperti berikut,

Jaringan syaraf tiruan yang digunakan antara lain adalah *artificial neural network* (ANN) dengan *back-propagation*. Langkah-langkah melakukan klasifikasi menggunakan *artificial neural network* (ANN) sebagai berikut,
Langkah 0 : Tentukan pembobotan (weight) untuk masing-masing masukan (input).

Langkah 1 : Selama kondisi konvergensi belum tercapai lakukan

langkah 2 sampai dengan 10

Langkah 2 : Setiap data pada data latih (training) melakukan langkah 3 sampai dengan 9

Langkah 3 : Masing-masing unit pada neuron menerima masukan. Lalu melakukan penjumlahan pada masing-masing masukan yang dikalikan dengan bobot masing-masing masukan mengikuti persamaan (1).

Langkah 4 : Hitung nilai aktivasi pada masing-masing *neuron* dengan menggunakan persamaan (2).

Langkah 5 : Teruskan nilai tersebut ke lapisan (layer) selanjutnya. Lalu ulangi langkah 3 hingga mencapai lapisan terakhir (layer output)

Proses *backpropagation* dan koreksi bobot untuk output layer [11]:

Langkah 6 : Setiap *neuron* pada setiap keluaran membandingkan nilai yang di peroleh dengan nilai target lalu hitung *error* yang dihasilkan dengan menggunakan persamaan (15),

$$\delta_k = \Delta_k \times Y_k (1 - Y_k) \quad (15)$$

Di mana δ_k merupakan nilai error, merupakan $Y_k (1 - Y_k)$ nilai *derivative* dari fungsi aktivasi reLu dan Δ_k merupakan selisih nilai target terhadap nilai yang di peroleh.

Langkah 7 : Lakukan koreksi pada pembobotan mengikuti nilai *error* yang diperoleh. Untuk koreksi dilakukan mengikuti persamaan (16)

$$w'_{j,k} = w_{i,j,k} + \Delta w_{i,j,k} \quad (16)$$

Di mana $w'_{j,k}$ merupakan bobot terkoreksi, $w_{i,j,k}$ merupakan bobot saat ini dan $\Delta w_{i,j,k}$ nilai perubahan tiap bobot. Perhitungan $\Delta w_{i,j,k}$ mengikuti persamaan (17)

$$\Delta w_{i,j,k} = l_r \delta_k Y_k \quad (17)$$

Di mana l_r merupakan *learning rate*. Proses *back-propagation* dan koreksi bobot untuk hidden layer:

Langkah 8 : Setiap neuron pada hidden layer akan menghitung *error* yang dihasilkan dengan menggunakan persamaan (18)

$$\delta_k = \Delta_K Y_k \times \sum(w_{i,j,k} \delta_k) \quad (18)$$

Di mana δ_k merupakan nilai *error*, $\Delta_K Y_k$ merupakan selisih nilai target terhadap nilai yang di peroleh dan $\sum(w_{i,j,k} \delta_k)$ merupakan jumlah seluruh bobot *error* pada *output layer*.

Langkah 9 : Lakukan koreksi pada pembobotan mengikuti nilai *error* yang diperoleh. Untuk koreksi dilakukan mengikuti persamaan (19)

$$w'_{j,k} = w_{i,j,k} + \Delta w_{i-1,j,k} \quad (19)$$

Di mana $w'_{j,k}$ merupakan bobot terkoreksi, $w_{i,j,k}$ bobot saat ini dan $\Delta w_{i-1,j,k}$ merupakan nilai perubahan tiap bobot. Perhitungan $\Delta w_{i-1,j,k}$ mengikuti persamaan (20)

$$\Delta w_{i,j,k} = l_r \delta_k Y_k + \Delta w_{i-1,j,k} \quad (20)$$

Di mana l_r merupakan *learning rate*.

Langkah 10 : apabila terjadi konvergensi, maka iterasi berakhir

F. Metode Evaluasi

Fungsi *loss* yang digunakan adalah *categorical cross entropy* merupakan fungsi menghitung nilai *loss* yang digunakan dalam mengklasifikasi *multi-class*. ini adalah sebuah contoh klasifikasi yang hanya dapat dimiliki oleh salah satu dari banyak kategori yang memungkinkan, dan model harus memutuskan yang mana. Secara formal ini dirancang untuk mengukur perbedaan antara dua distribusi probabilitas. Fungsi *loss categorical cross entropy* menghitung *loss* atau kerugian dengan menghitung jumlah persamaan berikut (21)[13]

$$\text{Loss} = - \sum_{i=1}^{\text{output size}} y_i \log \gamma_i \quad (21)$$

Dimana γ_i dengan i merupakan nilai scalar dari keluaran model, y_i merupakan nilai target yang sesuai, dan ukuran keluaran adalah jumlah nilai skalar dalam keluaran model.

Confusion Matrix adalah salah astu metode evaluasi yang digunakan oleh penulis, *Confusion Matrix* adalah alat visualisasi yang biasa digunakan pada *supervised learning* [14]. *Confusion Matrix* digunakan untuk mengetahui hasil performa model yang telah dibuat yaitu, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score*. Persamaan untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score*, dapat menggunakan persamaan (22)(23)(24)(25).s

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (22)$$

Precision merupakan rasio prediksi yang benar dari keseluruhan hasil yang diprediksi positif. *Precision* menjelaskan berapa persentase penyakit kulit yang sesuai kelasnya dari seluruh penyakit kulit yang diprediksi sesuai kelasnya. Sebagaimana pada persamaan (23):

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (23)$$

Recall merupakan rasio dari prediksi yang benar dari keseluruhan data yang memang benar. *Recall* menjelaskan berapa persentase penyakit kulit yang diprediksi sesuai kelasnya dari keseluruhan penyakit kulit yang sesuai kelasnya. Sebagaimana pada persamaan (24):

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (24)$$

F1 score merupakan rasio yang membandingkan antara rata- rata *precision* dan *recall*. Sebagaimana pada persamaan (25):

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times (\text{Recall} \times \text{Precision})}{(\text{Recall} + \text{precision})} \quad (25)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

- A. profil data
- B. Informasi kumpulan data



GAMBAR 6. Dataset yang Digunakan (a)Actinic Keratosis, (b) Basal Cell Carcinoma, (c) Melanoma, (d) nevus

Dari gambar 6 menunjukkan gambaran singkat tentang dataset yang digunakan pada penelitian ini sebelum dilakukannya preprocessing, ekstraksi fitur, dan model ANN.

TABEL 1. Informasi Dataset yang Digenakan

Banyak dataset	2000
Banyak Kelas	4
Ukuran gambar	512 x 512

Diketahui dataset yang digunakan berjumlah 2000 dengan banyak kelas 4 penyakit kulit seperti Actinic Keratosis, Basalcell Carcinoma, Melanoma, dan Nevus. Citra penyakit kulit yang digunakan memiliki *pixel* yang berukuran bergam yang rata-rata memiliki ukuran *pixel* 600×450 . Untuk mempermudah dan mempersingkat proses komputasi pada sistem klasifikasi penyakit kulit penulis melakukan *downscaling* pada ukuran *pixel* yakni menjadi 512×512 . Setelah melakukan data preparation maka akan dilanjutkan dengan pre-processing yang terdiri dari rotasi gambar, filter gambar, dan segmentasi gambar.

4.2 Hasil Cross validation

Evaluasi dari Cross-Validation yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode *k-Fold Cross-validation*, dimana penggunaan *k-Fold Cross-validation* dilakukan untuk mengetahui atau memperkirakan hasil dan kinerja dari sistem yang telah dibangun. Hasil dari cross-validation dapat dilihat pada tabel 2. Pada tabel 2 menggambarkan skor evaluasi model setelah menggunakan metode *k-*

fold cross validation dengan k [2,4,6,8,10]. Pada tabel 2 berisi nilai-nilai seperti rata-rata, standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum dari nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

TABEL 2. Hasil K-fold Cross Validation

K=2

	Precision				Recall				F1-Score				Accuracy
	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	
Mean	0,635	0,505	0,705	0,686	0,606	0,642	0,576	0,659	0,62	0,564	0,634	0,671	61,975
Std	0,007	0,015	0,005	0,01	0,006	0,04	0,008	0,071	0,006	0,006	0,007	0,038	0,8
Min	0,629	0,49	0,7	0,685	0,6	0,603	0,567	0,588	0,614	0,558	0,627	0,633	61,175
Max	0,642	0,519	0,709	0,688	0,612	0,682	0,584	0,73	0,627	0,57	0,641	0,708	62,775

K=4

	Precision				Recall				F1-Score				Accuracy
	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	
Mean	0,716	0,619	0,695	0,704	0,675	0,653	0,673	0,71	0,692	0,633	0,681	0,704	67,862
Std	0,057	0,007	0,025	0,038	0,036	0,075	0,059	0,047	0,018	0,033	0,019	0,014	1,349
Min	0,62	0,614	0,656	0,665	0,632	0,541	0,602	0,64	0,67	0,583	0,654	0,684	65,55
Max	0,758	0,632	0,72	0,749	0,73	0,75	0,754	0,758	0,714	0,675	0,702	0,721	68,95

K=6

	Precision				Recall				F1-Score				Accuracy
	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	
Mean	0,712	0,613	0,76	0,799	0,72	0,716	0,681	0,723	0,714	0,655	0,717	0,755	70,912
Std	0,05	0,041	0,04	0,075	0,039	0,087	0,05	0,053	0,018	0,028	0,037	0,017	1,773
Min	0,647	0,58	0,709	0,682	0,666	0,56	0,62	0,672	0,686	0,617	0,673	0,733	68,642
Max	0,814	0,696	0,83	0,75	0,763	0,798	0,743	0,825	0,735	0,695	0,778	0,781	72,864

K=8

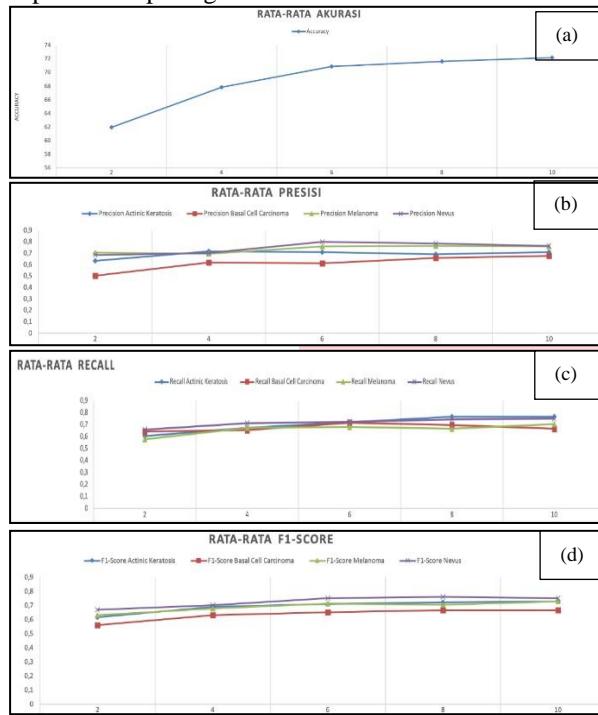
	Precision				Recall				F1-Score				Accuracy
	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	
Mean	0,693	0,658	0,766	0,786	0,765	0,696	0,665	0,744	0,725	0,67	0,708	0,763	71,65
Std	0,038	0,079	0,05	0,038	0,057	0,077	0,069	0,03	0,026	0,043	0,032	0,016	2,348
Min	0,629	0,533	0,66	0,745	0,681	0,582	0,556	0,708	0,689	0,618	0,668	0,745	67,8
Max	0,736	0,746	0,854	0,74	0,846	0,783	0,751	0,88	0,759	0,758	0,751	0,798	75,5

K=10

	Precision				Recall				F1-Score				Accuracy
	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	Actinic Keratosis	Basal Cell Carcinoma	Melanoma	Nevi	
Mean	0,711	0,678	0,76	0,764	0,765	0,667	0,704	0,751	0,732	0,67	0,73	0,754	72,188
Std	0,067	0,047	0,037	0,063	0,062	0,064	0,048	0,05	0,031	0,034	0,031	0,03	1,816
Min	0,597	0,584	0,697	0,53	0,648	0,562	0,608	0,672	0,67	0,607	0,678	0,688	69,625

M ax	0,828	0,765	0,815	0,83	0,888	0,749	0,773	0,829	0,768	0,715	0,771	0,795	75,75
------	-------	-------	-------	------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

Dari tabel 2, nilai rata-rata dan Standar Deviasi dari skor evaluasi akan di plot dalam grafik garis yang dapat dilihat pada gambar 7 dan 8.



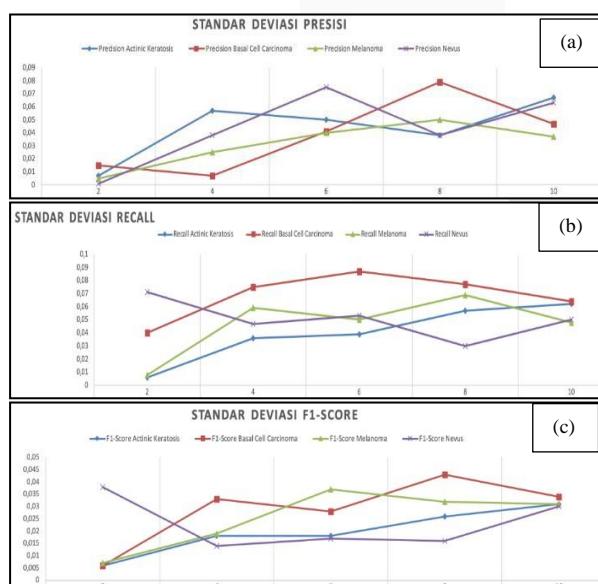
Nilai standard deviasi dan akurasi yang dapat dilihat pada gambar 7 dan 8 digunakan untuk menentukan



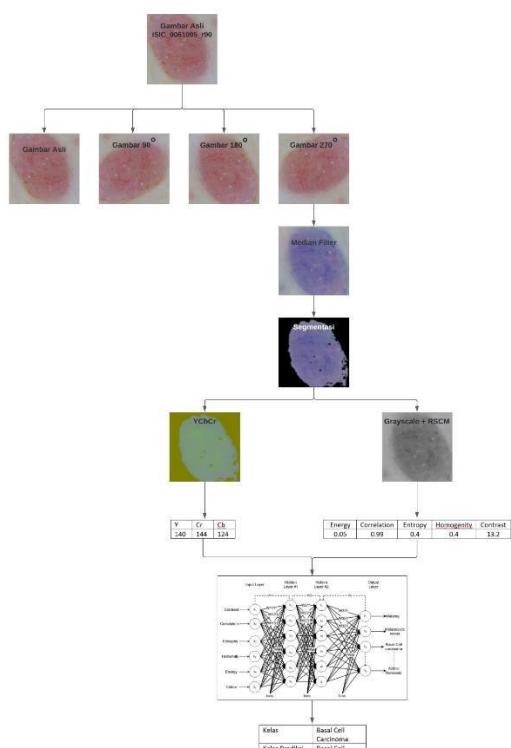
nilai K yang akan digunakan pada model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai K=2 memiliki rata-rata nilai standard deviasi sebesar 0.07 akan tetapi memiliki rata-rata akurasi yang kecil dibandingkan dengan nilai K lainnya. Jika dibandingkan dengan K = 10 yang memiliki rata-rata standard deviasi sebesar 0.18 dan akurasi rata-rata sebesar 72% maka K = 10 dapat dijadikan pilihan K untuk membagi dataset. Sehingga diperoleh model dengan hasil akhir seperti tabel 3.

Tabel 3. Hasil K = 10

	K=10			
	Actinic Keratos	Basal Cell Carcinoma	Melano ma	Nev us
Accura cy	72.188			
Precisi on	0.711	0.678	0.76	0.764
Recall	0.765	0.667	0.704	0.751
F1-Score	0.732	0.67	0.73	0.754



C. 4.3 Hasil Inferensi Model



GAMBAR 9. Hasil Inferensi Model

Gambar 9 merupakan gambar proses klasifikasi penyakit kulit. Penulis mengambil citra original penyakit kulit Basal Cell Carcinoma. Pada penelitian hal yang pertama dilakukan adalah memutar citra pada derajat 90° , 180° , dan 270° , setelahnya citra akan di proses dengan proses filtering yang dimana penulis menggunakan median filter, lalu dilanjutkan dengan proses segmentasi.

Hasil preprocessing dilanjutkan dengan proses ekstraksi fitur texture (GLCM), dan ekstraksi warna (YCbCr). Hasil dari ekstraksi fitur akan digunakan sebagai inputan pada model ANN sehingga akan diperoleh hasil seperti gambar 9 dimana model mampu menklasifikasi citra penyakit kulit dengan tepat.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian simulasi untuk klasifikasi dari deteksi penyakit kulit menggunakan image processing dan jaringan syaraf tiruan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa dataset gambar penyakit kulit yang digunakan dapat mendeteksi penyakit kulit. Proses *feature extraction* seperti ekstraksi tekstur dan warna dapat membantu proses klasifikasi untuk meningkatkan kinerja model *artificial neural network* yang dirancang. Selain itu, proses *Cross Validation* juga dapat digunakan untuk menentukan pembagian data input agar performansi model semakin baik sehingga sistem dapat mencapai

akurasi sekitar ($70 \pm 3\%$). Untuk meningkatkan performansi model menurut penulis diperlukan penyetelan parameter dari model *artificial neural network* yang digunakan agar lebih optimal dan memperoleh akurasi yang lebih baik.

REFERENSI

- [1] Ambad, P.S. and Shirsat, A.S., 2016. A image analysis system to detect skin diseases. *IOSR Journal of VLSI and Signal Processing*, 6(5), pp.17-25.
- [2] Kumar, V.B., Kumar, S.S. and Saboo, V., 2016, September. Dermatological disease detection using image processing and machine learning. In 2016 Third International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition (AIPR) (pp. 1-6). IEEE.
- [3] Yasir, R., Rahman, M.A. and Ahmed, N., 2014, December. Dermatological disease detection using image processing and artificial neural network. In 8th International Conference on Electrical and Computer Engineering (pp. 687-690). IEEE.
- [4] Wei, L.S., Gan, Q. and Ji, T., 2018. Skin Disease recognition method based on image color and texture features. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2018.
- [5] Ponce, J., Forsyth, D., Willow, E.P., Antipolis-Méditerranée, S., d'activité RWeb, R., Inria, L. and Alumni, I., 2011. Computer vision: a modern approach. *Computer*, 16(11).
- [6] Szeliski, R., 2010. Computer vision: algorithms and applications. Springer Science & Business Media.
- [7] Shapiro, L. and Stockman, G., 2001. Computer vision prentice hall. Inc., New Jersey.
- [8] Kukreja, H., Bharath, N., Siddesh, C.S. and Kuldeep, S., 2016. An introduction to artificial neural network. *Int J Adv Res Innov Ideas Educ*, 1, pp.27-30.
- [9] Gonzalez, R.C., 2018. Richard E. Woods Digital Image Processing, Pearson.
- [10] Poynton, C., 2003. YUV and luminance considered harmful. *Digital Video and HDTV Algorithms and Interfaces*, pp.595-600.
- [11] Donald R. Tvteter, The Backprop Algorithm, Chapter 2, 2001.

<http://www.cogs.susx.ac.uk/lab/nlp/gazdar/teach/atc/1998/web/sloss/backprop.ps>

[12] Sutanto, T., 2010. Kombinasi Penyaring Warna Kulit Eksplisit Pada Bidang Warna RGB dan YCBCR Untuk Meningkatkan Akurasi Sistem Pendekripsi Warna Kulit.

[13] Puspaningrum, E.Y. and Maulana, H., 2020, November. Penerapan Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Daun Apel pada

Imbalanced Data. In *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara* (Vol. 1, pp. 169-175).

[14] Novandy, A., 2017. Penerapan Algoritma Klasifikasi Data Mining C4. 5 Pada Dataset Cuaca Wilayah Bekasi. *Konferensi Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi*, 1(1).

