

## BAB III

### LANDASAN TEORI

#### 3.1 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE adalah generalisasi dari metode *Adaptive Histogram Equalization* (AHE). Metode ini mampu menghasilkan citra yang lebih baik dibandingkan dengan citra asli yang belum diproses. Berbeda dengan HE yang bekerja secara global, algoritme CLAHE membagi citra ke dalam area-area yang lebih kecil dan menerapkan HE untuk masing-masing area tersebut. Algoritme CLAHE [17] dapat dijelaskan sebagai berikut :

Tahap 1 : citra asli dibagi menjadi sub-citra yang berukuran M x N.

Tahap 2 : menghitung histogram dari setiap sub-citra.

Tahap 3: *clipped histogram* dari setiap citra. Jumlah piksel pada sub-citra didistribusi pada masing-masing derajat keabuan. Rata-rata jumlah piksel pada setiap derajat keabuan dirumuskan pada persamaan (1) :

$$N_{avg} = \frac{N_{CR-Xp} * N_{CR-Yp}}{N_{gray}} \quad (1)$$

Dimana

$N_{avg}$  = rata-rata jumlah piksel

$N_{gray}$  = jumlah nilai derajat keabuan pada sub-citra

$N_{CR-Xp}$  = jumlah piksel dalam dimensi X dari sub-citra.

$N_{CR-Yp}$  = jumlah piksel dalam dimensi Y dari sub-citra.

Berdasarkan persamaan(1), cliplimit dapat dihitung menggunakan persamaan (2) :

$$N_{CL} = N_{CLIP} * N_{avg} \quad (2)$$

Dimana

$N_{CL}$  = cliplimit

$N_{CLIP}$  = nilai maksimum rata-rata piksel setiap nilai derajat keabuan dari sub-citra.

Pada histogram yang asli, piksel akan di-*clipped* jika jumlah piksel lebih besar dari  $N_{CLIP}$ . Jumlah piksel didistribusi secara merata ke dalam masing-masing derajat keabuan ( $N_d$ ) yang didefinisikan dengan total jumlah piksel yang di-*clipped*  $N_{TC}$ , dirumuskan menggunakan persamaan (3) :

$$N_d = \frac{N_{TC}}{N_{gray}} \quad (3)$$

$H_{SI}(i)$  merupakan jumlah piksel dalam setiap derajat keabuan sub-citra dan “i” adalah jumlah derajat keabuan. Dengan menggunakan persamaan (3), *contrast limited histogram* sub-citra dapat dihitung menggunakan persamaan (4) :

$$\begin{aligned} & \text{if } H_{SI} > N_{CL}, H_{NSI}(i) = N_{CL} \\ & \text{else if } H_{SI}(i) + N_d \geq N_{CL}, H_{NSI}(i) = N_{CL} \\ & \text{else } H_{NSI}(i) = H_{SI}(i) + N_d \end{aligned} \quad (4)$$

akhir dari distribusi pada persamaan(4), sisa jumlah piksel yang dipotong dinyatakan sebagai  $N_{RP}$ , tahap distribusi piksel dirumuskan dalam persamaan (5) :

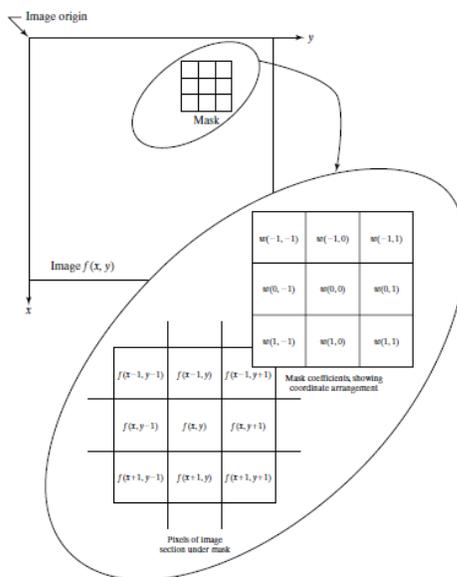
$$S = \frac{N_{gray}}{N_{RP}} \quad (5)$$

Metode ini memindai semua piksel dari minimum ke maksimum nilai *graylevel*. Jika frekuensi piksel *graylevel* adalah  $N_{CL}$ , metode ini mendistribusikan satu piksel nilai *graylevel*. Jika pencarian berakhir sebelum distribusi semua piksel, maka akan dihitung lagi berdasarkan persamaan (5) dan memulai pencarian baru hingga semua piksel terdistribusi. Dengan demikian akan diperoleh histogram yang baru.

Tahap 4 : *limited contrast histogram* setiap sub-citra diproses dengan HE. Selanjutnya, piksel dari sub-image dipetakan menggunakan interpolasi linear.

### 3.2 Gaussian Filter

Citra hasil peningkatan kontras menggunakan CLAHE memiliki kekurangan yaitu derau pada citra juga diproses. Untuk mengatasi kekurangan tersebut, maka diterapkan Gaussian filter untuk mengurangi derau pada citra hasil CLAHE [6]. Gaussian filter merupakan salah satu metode *linear spatial filtering* dan telah banyak digunakan dalam bidang analisis citra untuk proses *smoothing* (penghalusan), *blurring* (pengaburan), menghilangkan detail dan menghilangkan derau pada citra . Linear yang dimaksud adalah mengalikan setiap piksel dalam tetangga dengan koefisien yang terhubung kepadanya dan menjumlahkan hasilnya untuk mendapatkan jawaban pada setiap titik  $(x,y)$ . Jika ukuran tetangga adalah  $m \times n$ , koefisien  $mn$  dibutuhkan. Koefisien dibentuk menjadi matriks yang disebut dengan *filter*, *mask*, *filter mask*, *kernel*, *template* atau *window* [17]. Mekanisme dari *linear spatial filtering* adalah memindahkan pusat dari *filter mask*  $w$  dari satu titik ke titik yang lain dalam citra  $f$ . pada setiap titik  $(x,y)$ , hasil filter pada titik tersebut berupa jumlah dari perkalian koefisien filter dan tetangga piksel yang berkoresponden dalam rentang area *filter mask*. Mekanisme dari *linear spatial filtering* digambarkan dalam Gambar 2 [18].



Gambar 3. 1 Mekanisme *linear spatial filtering*

Ada dua konsep yang perlu dipahami ketika melakukan *linear spatial filtering* yaitu korelasi dan konvolusi. Korelasi merupakan proses *passing mask* w terhadap citra f yang ditunjukkan pada Gambar 2. Secara mekanis, konvolusi memiliki proses yang sama dengan korelasi, hanya saja *filter mask* w diputar  $180^0$  terlebih dulu kemudian di-*passing* pada citra f. Karena gaussian filter merupakan salah satu *linear spatial filtering*, maka metode ini juga menggunakan *filter mask*. Persamaan (6) berikut merupakan bentuk fungsi Gaussian 2-D yang digunakan untuk memperoleh nilai *filter mask* [3].

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

Dimana  $\sigma$  menyatakan standar deviasi dari distribusi dan (x,y) menyatakan baris dan kolom. Setelah diperoleh nilai *filter mask*, proses selanjutnya konvolusi citra input dengan *filter mask* tersebut. Konvolusi seringkali dilibatkan dalam operasi ketetanggaan piksel. Konvolusi didefinisikan sebagai proses untuk memperoleh suatu piksel didasarkan pada nilai piksel itu sendiri dan tetangganya, dengan melibatkan suatu matriks yang disebut kernel yang merepresentasikan pembobotan [15]. Proses konvolusi dilakukan dengan menumpangkan suatu jendela (kernel) yang berisi angka-angka pengali pada setiap piksel yang ditimpali seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Selanjutnya, nilai rerata diambil dari hasil-hasil perkalian tersebut. Dalam pelaksanaannya, kernel akan digeser sepanjang baris dan kolom dalam citra sehingga akan diperoleh nilai yang baru pada citra keluaran [15]. Dalam Gaussian filter, proses konvolusi dilakukan dengan memutar *filter mask* sebesar  $180^0$  terlebih dulu kemudian di-*passing* pada citra. Perhitungannya dapat diperoleh menggunakan persamaan (7) [15] berikut

$$f(y,x) = \sum_{p=-m2}^{m2} \sum_{q=-n2}^{n2} h(p + m2 + 1, q + n2 + 1)f(y + p, x + q) \quad (7)$$

dimana  $m_2$  adalah separuh dari tinggi kernel,  $n_2$  adalah separuh dari lebar kernel,  $h$  menyatakan kernel.

### 3.3 Evaluasi Citra Hasil

Hasil dari peningkatan kualitas citra biasanya hanya dinilai secara visual tetapi dapat juga dinilai dengan menggunakan metode yang mampu mengukur tingkat kualitas suatu citra. Untuk mengevaluasi citra output, *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) dan *Mean Square Error* (MSE) digunakan sebagai kriteria evaluasi secara objektif. Nilai yang diperoleh dari hasil proses pengukuran ini berbanding terbalik. Artinya, kualitas citra dapat dikatakan baik jika nilai PSNR cenderung tinggi dan nilai MSE cenderung rendah. Jika yang terjadi sebaliknya, maka dapat dikatakan bahwa kualitas citra masih perlu ditingkatkan. PSNR [13] dan MSE dirumuskan pada persamaan (8) dan persamaan (9)

$$PSNR = 10 \log \left( \frac{m \times n \times L^2}{\sum_{i,j} [u(i,j) - v(i,j)]^2} \right) \quad (8)$$

$$MSE = \left( \frac{1}{mn} \right) \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [u(i,j) - v(i,j)]^2 \quad (9)$$

$L$  adalah nilai *graylevel* maksimum,  $m$  dan  $n$  adalah baris dan kolom,  $u(i,j)$  nilai keabuan citra asli,  $v(i,j)$  nilai keabuan citra yang diperoleh dari hasil *denoising*.