

# RESTORASI CITRA MENGGUNAKAN SUPER RESOLUSI MAXIMUM LIKELIHOOD PADA PEMBESARAN CITRA

**Bhimo Soenarjo Putro, Yusron Rijal**

<sup>1) 2)</sup> S1 / Jurusan Sistem Informasi, STIKOM SURABAYA

<sup>2)</sup> Email: yusron@stikom.edu

**Abstract:** Magnification image relate to lose and lack of pixel from image so that can lessen information of image. For the minimization of problems of loss of some information at image can anticipate with admission filling of empty pixel use some methods. One of them by using method of Maximum Likelihood. Progressively sharply presented picture hence will be detail progressively also presented information. If the picture turn tail hence will be more difficult to be interpreted. Maximum Likelihood is method to reconstruct picture by maximizing density of pixel pursuant to picture of sample low resolution become single image of high resolution which influenced with effect of blur with aim to lessen difference which striking at region edge. In this final project shown by process forming of generation image, result of examination process and difference with other method which indicate that Maximum Likelihood have the quality of result of magnification which is good to be analyzed with enumeration of value of MSE ( Mean Square Error) and PSNR ( Peak Signal Noise Ratio to).

**Keyword:** Degradation Image, Maximum Likelihood

Kemajuan dunia informasi tidak hanya terbatas pada teknologi pengiriman data dan suara saja, tetapi juga pada citra. Sejarah perkembangan sistem pengolahan citra secara digital tidak hanya didukung oleh kebutuhan dalam aplikasi penginderaan jauh saja, tetapi juga dijumpai dalam banyak aplikasi lainnya seperti bidang biomedika, astronomi, arkeologi maupun bidang informasi yang umumnya memerlukan teknik peningkatan mutu citra yang lebih detail dan terperinci.

Dari jurnal "Restoration of a Single Super Resolution Image from Several Blurred, Noisy, and Undersampled Measured Images", Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12. diambil untuk bahan Tugas Akhir ini membahas restorasi tentang *Maximum A Posterior Restoration (MAP)*, *Maximum Likelihood Restoration (ML)*, *Set Teoretic Restoration*, dan *Hybrid Restoration*. Tapi untuk Tugas Akhir ini yang diambil sebatas restorasi citra dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood (ML) Restoration*.

Kualitas ketajaman suatu citra sangat diperlukan agar seseorang dapat melihat dan mengamati citra tersebut dengan jelas tanpa adanya halangan seperti *noise*. Pada proses pengiriman/transmisi atau proses penyimpanan, citra dapat mengalami gangguan yang berupa kerusakan pada beberapa bagian/blok *pixel*nya dan kerusakan

ini adalah bentuk kesalahan yang utama pada suatu citra.

Pada proses pengolahan citra banyak parameter yang harus diperhatikan. Tingkat ketajaman dan kehalusan citra merupakan salah satu parameter yang utama dalam pemrosesan citra digital. Semakin tajam citra yang ditampilkan maka akan semakin detil pula informasi yang disajikan. Untuk mendapatkan citra yang lebih informatif biasanya dilakukan pembesaran terhadap citra tersebut secara langsung. Hal ini dapat menyebabkan citra rawan terhadap gangguan, citra menjadi tidak halus (bergerigi) seperti pada metode *Nearest Neighbour* (duplikasi *pixel*) serta kurang dapat memberikan informasi secara tepat serta kadang sulit untuk diterjemahkan. Teknik interpolasi linear terdahulu seperti *Nearest neighbour*, *Bilinear* ataupun *Bicubic interpolation* merupakan sebuah teknik yang sederhana dan juga banyak digunakan dikalangan umum, tetapi metode-metode tersebut menghasilkan citra dengan bermacam-macam artefak, khususnya disekitar tepi pada citra. *Nearest neighbour interpolation* menghasilkan banyak artefak dan juga sisi tepi yang bergerigi, sedangkan teknik *bilinear* dan *bicubic* menghasilkan citra yang buram pada daerah tepi.

Dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood* diharapkan dapat mengurangi gangguan (*noise*) serta dapat memperhalus citra hasil rekonstruksi. Secara garis besar metode *Maximum*

*Likelihood* adalah menghasilkan citra resolusi tinggi dengan memaksimalkan nilai kepadatan *pixel* pada citra melalui proses observasi terhadap beberapa citra sample resolusi rendah mengenai letak dan nilai *pixel* masing – masing citra yang dibuat menjadi citra tunggal untuk membentuk citra resolusi tinggi. Dengan pengaruh efek pengaburan (*blur*) dapat memperkecil *noise* yang ada dan dapat mengurangi artefak – artefak di daerah tepi (Ahmad U, Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pengolahannya, 2005) (Gonzales, Digital Image Processing, 1992) (Munir R, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, 2004). Kebutuhan untuk menghasilkan citra dengan skala yang diperbesar dan tetap memiliki tingkat ketajaman serta kehalusan citra yang baik banyak sekali dibutuhkan saat ini. Aplikasi ini dibuat dengan menggunakan metode “*Maximum Likelihood*” sebagai media untuk menghasilkan citra Super-Resolusi dengan skala yang diperbesar.

**METODE**

Pada proses restorasi citra dengan metode *Maximum Likelihood (ML)* adalah megolah citra untuk direstorasi menjadi citra tunggal yang berdasarkan observasi dari citra sample. Citra sample tersebut berasal dari citra original yang diturunkan (degradasi citra). Untuk citra input/original digunakan citra dengan tipe *bitmap* 24 bit.



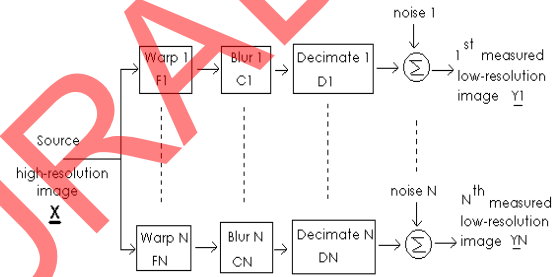
Gambar 1. Gambaran proses restorasi citra

**Degradasi citra**

Kunci untuk analisis yang komprehensif pada permasalahan super resolusi yang klasik adalah cara untuk memformulasikan permasalahan dan memodelkannya secara sederhana dan seefisien mungkin. Maka dapat dimulai dengan merepresentasikan suatu permasalahan yang akan dipecahkan dan akhirnya ke arah analisa deskripsi model.

Diberikan beberapa N citra  $\{ \underline{Y}_k \}_{k=1}^N$  untuk  $1 \geq k \leq N$ , dimana masing-masing gambar adalah berbeda. Diasumsikan bahwa gambar-gambar tersebut adalah berbeda untuk membentuk suatu gambar yang tunggal dengan resolusi yang tinggi

yaitu gambar  $\underline{X}$ . Untuk lebih khususnya setiap gambar yang diukur merupakan hasil dari *geometric warping*, *linear space-variant blurring*, dan rasio desimasi yang seragam yang membentuk gambar  $\underline{X}$  dengan resolusi yang tinggi. Selanjutnya diasumsikan bahwa setiap gambar yang terukur terkontaminasi dengan gangguan *Additive Gaussian* yang non homogen, yang tidak ada korelasi antara perbedaan dalam pengukuran. Untuk kasus-kasus yang umum, ini diasumsikan bahwa setiap pengukuran menghasilkan perbedaan pengaburan, gangguan, gerakan, dan parameter desimasi (Gonzales, Digital Image Processing, 1992) (Munir R, Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, 2004). Deskripsi translasi untuk model yang analitik didapatkan (Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12) dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2. Model degradasi untuk masalah restorasi super resolusi

$$\underline{Y}_k = D_k C_k F_k \underline{X} + \underline{E}_k \text{ untuk } 1 \leq k \leq N$$

Dimana  $F_k$  adalah Matrik yang merepresentasikan *warp* secara geometric pada gambar  $\underline{X}$ ,  $C_k$  adalah matrik *linier space variant blur*,  $D_k$  adalah matrik yang merepresentasikan hasil dari operasi desimasi dalam  $\underline{Y}_k$ .  $\underline{E}_k$  digunakan untuk *additive zero mean Gaussian* gangguan pada pengukuran ke  $k$  dengan definit positif matrik autokorelasi  $W_k^{-1}$ .

Sebelum menggunakan model di atas, dibenarkan atas asumsi mengenai kegunaan dari matrik yang diikutsertakan. Matrik *geometric warp*  $F_k$  adalah *one-to-one representation* pada aliran optik diantara versi *nondecimated noiseless* pada gambar ke  $k$  yang diukur dan pada gambar ideal  $\underline{X}$ . Aliran optik ini dapat diestimasi dari pengukuran gangguan dan *downsample* jika sudah cukup halus.

Rasio desimasi antara gambar ideal gambar pengukuran ke  $k$  adalah hanya sebuah parameter untuk menentukan matrik  $D_k$ . Rasio ini secara langsung berasal dari rasio antara nilai piksel gambar yang diukur dan gambar yang ideal. Determinasi pada nilai piksel gambar adalah bebas. Dengan memilih nilai yang sangat besar akan menimbulkan masalah *ill-posed*, dengan kemampuan untuk

dikurangi dengan cara pengaturan. Memilih nilai yang rendah dapat mengakibatkan kekurangan informasi pada pengukuran tetapi akan memperbaiki gangguan.

Matrik autokorelasi  $W_k^{-1}$  dapat dipilih sebagai matrik identitas jika tidak ada pengetahuan sebelumnya pada gangguan aditif. Pemilihan koresponden untuk asumsi bahwa gangguan adalah berwarna putih, yang secara khusus menjadi masalah dalam restorasi, termasuk aplikasi super resolusi.

Dengan model di atas, mengelompokkan pada suatu persamaan sehingga didapatkan (Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12):

$$\begin{bmatrix} \underline{Y}_1 \\ \vdots \\ \underline{Y}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_1 C_1 F_1 \\ \vdots \\ D_N C_N F_N \end{bmatrix} \underline{X} + \begin{bmatrix} \underline{E}_1 \\ \vdots \\ \underline{E}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1 \\ \vdots \\ H_N \end{bmatrix} \underline{X} +$$

$\underline{E}$

$$\Leftrightarrow \underline{Y} = \mathbf{H} \underline{X} + \underline{E}$$

Dimana akhirnya mempunyai definisi  $H_k = D_k C_k F_k$ , dan autokorelasi pada *Gaussian random vector*  $\underline{E}$  adalah :

$$E\{\underline{E}\underline{E}^T\} = \begin{bmatrix} W_1 & 0 \\ & \ddots \\ 0 & W_N \end{bmatrix}^{-1} = W^{-1}$$

Didapatkan model persamaan  $\underline{Y} = \mathbf{H} \underline{X} + \underline{E}$  adalah model restorasi klasik. Dengan demikian dapat dengan mudah mengaplikasikan metode ML (*Maximum Likelihood*) untuk *me-restore* gambar  $\underline{X}$ . (Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12)

### Restorasi citra *Maximum Likelihood*

Super resolusi awalnya dipergunakan dalam optik, yang diartikan sebagai algoritma yang secara umum beroperasi pada sebuah gambar tunggal untuk menghitung data dari spektrum obyek diluar batas difraksi (pengembalian super resolusi). Dua konsep super resolusi ini (super resolusi rekonstruksi dan super resolusi restorasi) mempunyai fokus yang sama dalam aspek mengembalikan informasi frekuensi tinggi yang hilang atau tidak sempurna selama akuisisi gambar. Bagaimanapun juga penyebab hilangnya informasi frekuensi tinggi berbeda dalam dua konsep tersebut. Super resolusi restorasi dalam optik berfungsi untuk mengembalikan informasi diluar frekuensi difraksi *cutoff*, sementara metode super resolution

rekonstruksi dalam istilah teknik berupaya untuk mengembalikan komponen frekuensi tinggi yang rusak karena *aliasing*.

Algoritma super resolusi gambar rekonstruksi menyelidiki informasi pergerakan relatif antara gambar *Low Resolution Multiple* (atau urutan video) dan meningkatkan ruang resolusi dengan menggabungkan mereka dalam suatu frame tunggal. Dalam operasinya, sistem ini menghilangkan efek dari pengaburan dan gangguan pada gambar resolusi rendah. Secara singkat, metode rekonstruksi super resolusi gambar memperkirakan gambar resolusi tinggi dengan detail spektrum yang lebih baik daripada pengamatan resolusi rendah yang buruk karena pengaburan, gangguan dan *aliasing*. Keuntungan utama dari metode ini adalah biaya yang jauh lebih murah dan bahwa sistem *imaging* untuk frekuensi rendah masih dapat dipergunakan. Berdasarkan *Maximum Likelihood estimator*, estimasi pada gambar yang tidak diketahui  $\underline{X}$ . Didapat dengan memaksimalkan kondisi fungsi kepadatan pada suatu pengukuran, diberikan gambar ideal  $P\{\underline{X}|\underline{Y}\}$ . Diasumsikan bahwa pengukuran noise additive adalah nol berarti *Gaussian random process* dengan auto korelasi matrik  $W^{-1}$ , menunjukkan beberapa langkah aljabar kita mendapatkan bahwa ML adalah mengurangi *Weighted Least Squares (WLS) estimation* pada bentuk : (Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12)

$$\begin{aligned} \hat{\underline{X}}_{ML} &= \arg \max_{\underline{X}} P\{\underline{Y}|\underline{X}\} \\ &= \arg \max_{\underline{X}} \{[\underline{Y} - \mathbf{H} \underline{X}]^T W [\underline{Y} - \mathbf{H} \underline{X}]\} \end{aligned}$$

Penurunan dengan mempertimbangkan  $\underline{X}$  pembagian dengan nol memberikan nilai *pseudo invers*

$$R \hat{\underline{X}}_{ML} = \underline{P} \quad \text{atau} \quad \hat{\underline{X}}_{ML} = \underline{P} / R$$

where :

$$R = \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H} = \sum_{k=1}^N \mathbf{H}_k^T \mathbf{W}_k \mathbf{H}_k$$

$$\underline{P} = \mathbf{H}^T \mathbf{W} \underline{Y} = \sum_{k=1}^N \mathbf{H}_k^T \mathbf{W}_k \underline{Y}_k$$

Dari parameter – parameter di atas diasumsikan bahwa :

- Semua gambar yang diukur adalah mempunyai ukuran dimensi gambar yang sama.
- Desimasi / D* adalah sama untuk semua gambar observasi.

$$D_k = D$$

- c. Matrik pembobot /  $W$  (*weight matrices*) adalah sama untuk semua gambar observasi dan sama dengan  $I$  (matrik identitas) :

$$W_k = W = I$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- d. Matrik pengaburan (*blur*) adalah *block-Toeplitz*, yang koresponden dengan *LSI blur* (*Linear Space Invariant Blur*).

$$C_1 = \frac{1}{19} \begin{pmatrix} 00100 \\ 01210 \\ 12321 \\ 01210 \\ 00100 \end{pmatrix}; C_2 = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 00000 \\ 01210 \\ 02420 \\ 01210 \\ 00000 \end{pmatrix}; C_3 = \frac{1}{14} \begin{pmatrix} 00000 \\ 01210 \\ 02220 \\ 01210 \\ 00000 \end{pmatrix}; C_4 = \frac{1}{18} \begin{pmatrix} 00000 \\ 02220 \\ 02220 \\ 02220 \\ 00000 \end{pmatrix}$$

$$C_5 = \frac{1}{18} \begin{pmatrix} 00100 \\ 01210 \\ 12221 \\ 01210 \\ 00100 \end{pmatrix}; C_6 = \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 11111 \\ 11111 \\ 11111 \\ 11111 \\ 11111 \end{pmatrix}; C_7 = \frac{1}{26} \begin{pmatrix} 01110 \\ 11211 \\ 12421 \\ 11211 \\ 01110 \end{pmatrix}; C_8 = \frac{1}{26} \begin{pmatrix} 01110 \\ 11211 \\ 12221 \\ 11211 \\ 01110 \end{pmatrix}$$

Gambar 3. Delapan blurring kernels untuk uji

- e. Karena setiap matriks yang digunakan mempunyai radius yang sama maka proses  $T$  atau Transpose tidak akan berpengaruh atau matriks akan bernilai tetap.

Dengan menggunakan operator Laplace  $S$  dan matrik pembobot  $V$  ("penalizing nonsmoothness" berdasarkan pengetahuan sebelumnya pada kebutuhan kehalusan tiap piksel), kita dapatkan

$$\hat{X}_{ML} = \arg \max_X \{ [Y - HX]^T W [Y - HX] + \beta [SX]^T V [SX] \}$$

Ket :

$Y$  = Citra Degradasi

$H = DCF$ , dimana  $D$  adalah desimasi atau pengecilan yang dalam masalah ini tidak digunakan jadi nilainya 1,  $C$  adalah blur yang memakai delapan kernels blur yang tersedia, sedangkan  $F$  adalah tranformasi hal ini memakai kasus pembesaran.

$W$  = Matrik pembobot dimana hal ini menggunakan matrik identitas.

Penurunan kembali dengan mempertimbangkan pada  $X$  dan pembagian dengan nol persamaan

$R\hat{X}_{ML} = P, \beta S^T V S$ , ditambahkan pada matrix  $R$  (Elad M, Feuer A, IEEE Transaction on Image Processing, 1997: vol 6, No. 12).

## Pengukuran Kualitas Gambar

### Mean Square Error (MSE) dan PSNR

*Mean Square Error* (MSE) merupakan sebuah metode pengukuran kontrol dan kualitas yang sudah dapat diterima luas. *Mean Square Error* dihitung dari dari sebuah contoh obyek yang kemudian dibandingkan dengan objek *originalnya* sehingga dapat diketahui tingkat ketidak sesuaian antara objek contoh dengan *originalnya*. Persamaan untuk *Mean Square Error* terhadap deviasi dari target :

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - T)^2$$

dimana :

$x_i$  : Merupakan nilai ke- $i$  dari objek original

$T$  : Nilai Target

$M$  : Luas area gambar (panjang x lebar)

Pengukuran *Mean Square Error* dapat dijadikan dasar bagi penghitung *Peak Signal to Noise Ratio*.

Dalam hubungannya dengan nilai *MSE*, nilai *PSNR* adalah sebagai berikut :

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{S}{\sqrt{MSE}}$$

Dimana  $S$  merupakan nilai piksel maksimum. Secara Logika, semakin besar nilai dari *Peak Signal to Noise Ratio* maka kualitas akan semakin baik karena hal itu berarti bahwa rasio signal terhadap gangguan semakin besar. Dalam hal ini sinyal berarti gambar asli sedangkan gangguan berarti gambar hasil rekonstruksi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian terhadap aplikasi restorasi citra menggunakan superresolusi *maximum likelihood* ini dilakukan 4 kategori, yaitu seperti pada tabel berikut:

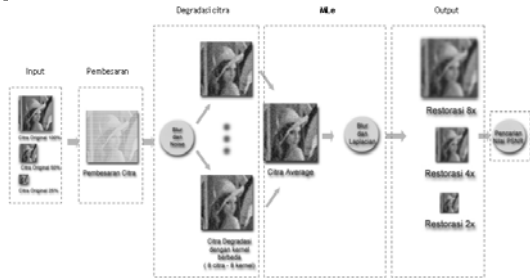
Tabel 4.1 Tabel Uji kategori

	Nearest Neighbour	Bilinear
Noise	✓	✓
Tidak ada noise	✓	✓

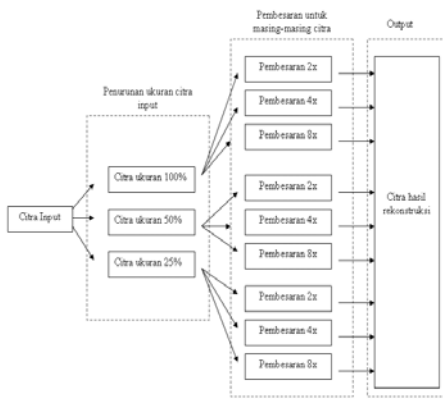
Semua pengujian yang diterapkan pada tiap penelitian ini dilakukan pada beberapa citra yang berbeda kemudian setiap citra dibagi lagi dengan 3 ukuran yang berbeda yaitu :

1. Citra *Original* dengan ukuran sebenarnya (100 %)
2. Citra *Original* yang sudah diperkecil 50 %
3. Citra *Original* yang diperkecil hingga 25%

Langkah-langkah yang dilakukan : melakukan pengambilan citra -> melakukan proses pembesaran citra -> melakukan degradasi citra -> melakukan proses *Maximum Likelihood*



Gambar 4. Proses pengujian pada citra

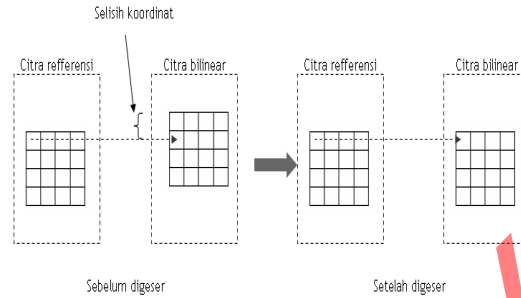


Gambar 5. Blok diagram proses pengujian

Pengukuran kualitas citra yang dilakukan pada pengujian ini dapat dilihat pada tabel ringkasan dari masing-masing kategori dan setiap citra yang diolah.

### Modifikasi Evaluasi Bilinear

Dalam pengujian pada sub bab 4.2 telah diuji beberapa citra dengan empat kategori dan masing-masing citra yang diturunkan ukurannya. Namun secara pengujian untuk input citra dengan metode *bilinear* mempunyai nilai error yang lebih besar dibanding dengan metode *Nearest Neighbor*. Padahal dilihat secara visual/langsung citra hasil pembesaran dengan metode *bilinear* lebih baik dibanding dengan *Nearest Neighbor*. Hal ini terjadi karena dalam program terjadi pergeseran koordinat masing-masing pixel sehingga tidak sinkron untuk dibandingkan dengan citra referensi. Sebagai catatan bahwa dalam penghitungan nilai error untuk mengukur kualitas citra hasil rekonstruksi dalam pengujian ini menggunakan rumus *MSE (Mean Square Error)*. Dan yang dibandingkan dalam *MSE* tersebut adalah citra referensi dengan citra hasil rekonstruksi.



Gambar 6. Ilustrasi translasi koordinat pixel

Maka sesuai dengan ilustrasi gambar di atas dilakukan penggeseran masing-masing pixel untuk citra bilinear. Dalam program aplikasi untuk pengujian citra, dilakukan penggeseran koordinat tiap pixel sebesar satu pixel ke arah Y positive (diturunkan posisinya 1 pixel ke bawah). Dengan memodifikasi citra hasil pembesaran bilinear tersebut akhirnya bias dipakai sebagai citra input untuk membentuk citra sample (citra degradasi).

Pengujian terhadap aplikasi setelah ada modifikasi bilinear untuk restorasi citra menggunakan superresolusi *maximum likelihood* ini dilakukan 2 kategori, yaitu seperti pada tabel berikut :

Tabel 3 Tabel Uji kategori

	Bilinear
Noise	✓
Tidak ada noise	✓

Pengujian yang diterapkan pada tiap penelitian ini dilakukan pada 5 citra yang berbeda yaitu :

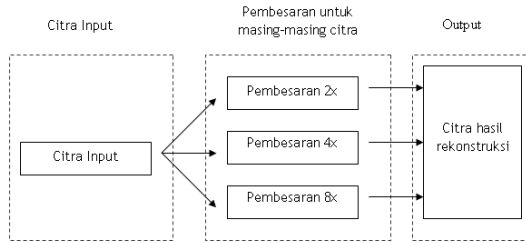
1. Tiga Citra *Original* dengan ukuran sebenarnya (100 %)
2. Satu Citra *Original* yang sudah diperkecil 50 %
3. Satu Citra *Original* yang diperkecil hingga 25%

Langkah-langkah yang dilakukan : melakukan pengambilan citra -> melakukan proses pembesaran citra -> melakukan degradasi citra -> melakukan proses *Maximum Likelihood*

### 1. Uji Bilinear dengan noise

Pengujian pertama dengan menggunakan *Bilinear* dengan *noise* dilakukan pada beberapa citra antara lain *Cameraman*, *Lena*, dan *Mandrill* yang ukurannya 100% dan citra *Lena* yang ukurannya diturunkan menjadi 50% dan 25%. Proses pengujian dapat dilihat dalam ilustrasi blok diagram sebagai berikut :





Gambar 7. Blok diagram proses pengujian

Pada proses pengujian citra pada kategori ini diuji dengan metode *Bilinear* dengan menambahkan noise. Citra input adalah citra original dengan ukuran 100% (*Lena*, *Cameraman*, dan *Mandrill*). Pada pengujian ini, citra input masing-masing dikenakan proses pembesaran 2x, 4x, dan 8x.

Pengujian untuk citra *Cameraman*, *Mandrill*, dan *Lena* dengan ukuran citra 100% dengan nilai *MSE (Mean Square Error)* yang dibandingkan dengan metode *Nearest Neighbor*.

Berikut ini adalah tabel hasil uji coba untuk beberapa citra :

Tabel 4. Tabel Uji pada Citra *Cameraman* dengan *Bilinear* dengan noise

Cameraman 87x87 px	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	4,7759	143,4064	20,5 Dtk
4 X	5,0324	233,3960	05:03,8 Dtk
8 X	130,5878	290,5974	01:19:18,8 Dtk

Tabel 5. Tabel Uji pada Citra *Lena* dengan *Bilinear* dengan noise

Lena 100x100 px	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	11,1175	85,7877	00:27,2 Dtk
4 X	1,4820	145,4779	05:03,8 Dtk
8 X	118,8805	178,4759	01:44:44,4 Dtk

Tabel 6. Tabel Uji pada Citra *Mandrill* dengan *Bilinear* dengan noise

Mandrill 87x87 pixel	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	32,4820	78,3360	00:20,5 Dtk
4 X	10,7988	134,0475	05:02,1 Dtk
8 X	62,8610	165,4260	01:19:46,2 Dtk

## 2. Uji *Bilinear* tidak dengan noise

Pengujian yang kedua dengan menggunakan *Bilinear* tidak dengan noise dilakukan

pada beberapa citra antara lain *Cameraman*, *Lena*, dan *Mandrill* yang ukurannya 100%. Dari masing-masing citra dilakukan pembesaran 2x, 4x, dan 8x.

Pengujian untuk citra *Cameraman*, *Mandrill*, dan *Lena* dengan ukuran citra 100% dengan nilai *MSE (Mean Square Error)* yang dibandingkan dengan metode *Nearest Neighbor*.

Berikut ini adalah tabel hasil uji coba untuk beberapa citra :

Tabel 7. Tabel Uji pada Citra *Cameraman* dengan *Bilinear* tidak dengan noise

Cameraman 87x87 px	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	4,0734	134,6493	00:20,7 Dtk
4 X	15,5914	233,3960	05:03,3 Dtk
8 X	117,8627	290,5974	50:27,4 Dtk

Tabel 8. Tabel Uji pada Citra *Lena* dengan *Bilinear* tidak dengan noise

Lena 100x100 px	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	14,6271	85,7877	00:28,6 Dtk
4 X	11,7388	145,4779	06:40,2 Dtk
8 X	114,6866	178,4759	01:06:40,6 Dtk

Tabel 9. Tabel Uji pada Citra *Mandrill* dengan *Bilinear* tidak dengan noise

Mandrill 87x87 pixel	MSE Bilinear	MSE Nearest N	Waktu
2 X	5,3258	78,3360	00:22,5 Dtk
4 X	14,7037	134,0475	05:02,8 Dtk
8 X	59,3182	165,4260	00:50:27,0 Dtk

Berdasarkan pengujian pada modifikasi evaluasi *bilinear*, nilai *MSE* untuk pengujian citra dengan menggunakan *Bilinear* dibandingkan dengan metode *Nearest Neighbor* terlihat bahwa nilai *MSE* untuk penggunaan metode *Bilinear* mempunyai error yang lebih kecil dengan kualitas citra yang lebih baik dari pada *Nearest Neighbor*.

## SIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dalam pembuatan aplikasi restorasi citra dengan *Maximum Likelihood* adalah sebagai berikut :

1. Proses pembesaran citra dengan metode *Maximum Likelihood* memiliki kualitas *visual*

- yang lebih baik dibanding dengan duplikasi piksel (*Nearest Neighbor*). Hal ini karena efek *blur* yang menghaluskan perbedaan warna yang mencolok di daerah tepi (*Edge Region*).
2. Hasil Rekonstruksi mempunyai nilai *error* yang berbeda – beda dengan perbedaan jumlah sample citra yang diobservasi. Hal ini disebabkan karena :
    - a. Gangguan (*noise*) dari masing-masing citra sample mempunyai tingkat yang berbeda.
    - b. Efek pengaburan (*blur*) dari masing-masing citra sample menggunakan kernel/mask yang berlainan menyebabkan nilai pixel pada radius pengaburan berbeda.
  3. Mean Square Error adalah persamaan kuadrat sedangkan persamaan kuadrat adalah turunan dari fungsi Gaussian, sehingga untuk analisa Mean Square Error pada metode Nearest Neighbour selalu nilainya lebih baik daripada Bilinear, hal ini disebabkan karena fungsi Mean Square Error dan metode Nearest Neighbour masih satu rumpun atau keluarga dengan fungsi Gaussian.

Adapun saran-saran yang dapat digunakan untuk mengembangkan aplikasi yang telah dibuat adalah sebagai berikut :

- a) Seharusnya dalam pengembangan aplikasi ini, menggunakan analisis *Fourier transform*, *Wavelat*, atau *Gabor function*. Karena metode tersebut bertujuan, untuk mencari fitur atau ciri-ciri citra

- b) Penyelesaian algoritma ini membutuhkan proses yang banyak, hal ini disebabkan karena jumlah proses yang kompleks, sehingga dibutuhkan proses komputasi menggunakan *grid computing*.

#### DAFTAR RUJUKAN

- Achmad B dan Firdausy K, 2005, *Teknik Pengolahan Citra Digital Menggunakan Delphi*, Ardi Publishing, Yogyakarta.
- Ahmad U, 2005, *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Elad M dan Feuer A, vol 6, No. 12 December 1997, *Restoration of a Single Superresolution Image from Several Blurred, Noisy, and Undersampled Measured Images*, IEEE Transaction on Image Processing.
- Elad M dan El-or Y, 1998, *A Fast Super-Resolution Reconstruction Algorithm For Pure Translation Motion And Common Space-Invariant Blur*, Hawlett Packard Company
- Gonzales C R dan Woods E R, 1992, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, United States of America.
- Munir R, 2004, *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Informatika, Bandung.