

USULAN TUGAS AKHIR

1. IDENTITAS PENGUSUL

Nama : **Suci Istachotil Jannah**
NRP : **5108100131**
Dosen Wali : **Prof.Ir.Handayani Tjandrasa ,M.Sc, Ph.D**

2. JUDUL TUGAS AKHIR

“Implementasi Restorasi Citra yang Mengalami Degradasi oleh Derau Gaussian Campuran”

3. LATAR BELAKANG

Restorasi atau perbaikan citra merupakan salah satu hal yang penting di dalam pengolahan citra. Restorasi ini dilakukan pada citra yang mengalami degradasi oleh derau Gaussian campuran khususnya pada derau kombinasi antara Gaussian dan impuls.

Pada literatur sebelumnya, metode penghilangan derau hanya bertujuan untuk menghilangkan derau Gaussian atau derau impuls. Untuk derau Gaussia biasanya menggunakan metode total-variasi dan pendekatan wavelet shrinkage. Kelemahan dari metode total-variasi adalah informasi tekstur dalam citra selalu dapat dioversmooth. Walaupun wavelet shrinkage lebih baik dalam mempertahankan informasi tekstur, namun ada kemungkinan adanya pseudo-gibbs phenomena dan membawa artifak pada gambar-gambar yang telah pulih.

Sedangkan untuk derau impuls, metode penghilangan derau yang digunakan adalah median filter. Secara umum, pada median filter mendeteksi lokasi dari kandidat piksel derau dan kemudian piksel derau diganti dengan nilai tengah dari semua tetangganya sampai semua piksel tidak berubah. Meskipun filter tersebut mendapatkan hasil yang bagus pada saat mendeteksi piksel derau, median filter tidak dapat mempertahankan fitur lokal asli dengan baik karena piksel derau dengan mudahnya diganti dengan median tetangganya.

Untuk memperbaikinya dibutuhkan suatu metode yang mengombinasikan antara derau Gaussian dan derau impuls. Pertama, lokasi piksel derau impuls dideteksi dengan median filter kemudian yang kedua digunakan beberapa metode varitional untuk memperkirakan derajat keabuan dari piksel derau tersebut. Metode tersebut adalah metode yang berdasarkan piksel. Karena metode tersebut hanya melihat piksel citra, fitur grup lokal tidak dapat dipertahankan dengan baik. Karena itu, berdasarkan pada hasil penelitian sebelumnya tentang penghilangan derau impuls dan representasi sparse, pada paper ini mengajukan metode penghilangan derau dengan tiga fase. Pada fase pertama,

kandidat impulse nderau dideteksi dengan menggunakan median filter. Kemudian pada fase kedua menggunakan algoritma K-SVD yang telah dimodifikasi untuk memulihkan citra. Kemudian fase terakhir menggunakan algoritma minimisasi alternatif untuk menyelesaikan metode denoising varitional.

4. RUMUSAN MASALAH

Rumusan masalah yang diangkat dalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut,

1. Bagaimana memahami konsep dasar dari derau Gaussian campuran
2. Bagaimana merancang algoritma untuk proses restorasi citra yang mengalami degradasi oleh derau Gaussian campuran
3. Bagaimana mengimplementasi algoritma yang telah dirancang
4. Bagaimana menguji coba hasil implementasi yang dilakukan untuk memban

5. BATASAN MASALAH

Permasalahan yang dibahas dalam Tugas akhir ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut,

1. Median filter yang digunakan untuk deteksi salt-and-pepper adalah AMF (Adaptive Median Filter)
2. Median filter yang digunakan untuk deteksi impuls nilai acak adalah ACWMF (Adaptive Center-Weighted Median Filter)
3. Restorasi atau perbaikan citra dilakukan terhadap citra yang rusak akibat Gaussian dan impuls noise
4. Sistem perangkat lunak yang digunakan untuk membangun sistem adalah MATLAB 7.6.0

6. TUJUAN TUGAS AKHIR

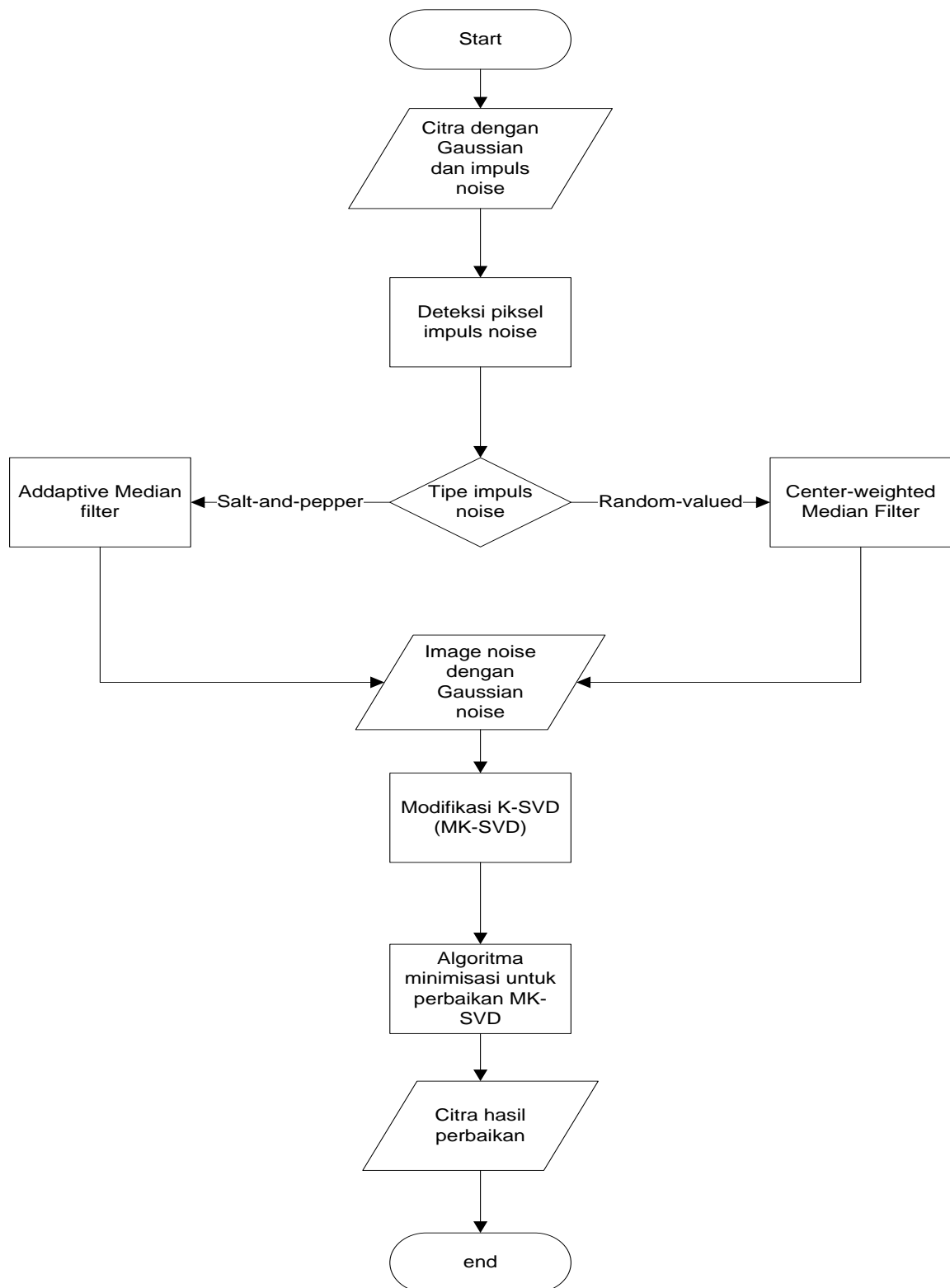
Tugas Akhir ini bertujuan merancang dan membangun sebuah pendekatan double-sparsity untuk menghilangkan Gaussian derau dan impuls derau serta menunjukkan bahwa metode ini lebih baik daripada metode K-SVD yang telah dimodifikasi dan juga algoritma yang digunakan untuk menghilangkan impuls noise.

7. MANFAAT TUGAS AKHIR

Tugas akhir ini dikerjakan dengan harapan dapat memberikan manfaat kepada pihak-pihak yang membutuhkan dalam perbaikan citra yang rusak karena Gaussian dan impuls noise.

8. RINGKASAN TUGAS AKHIR

Diagram Alir proses Restorasi



Penjelasan

Dalam proses restorasi ini terdapat tiga fase utama, yaitu

1. Deteksi Outlier

Langkah pertama adalah mendeteksi piksel kandidat yang terdegradasi oleh derau impuls dengan menggunakan median filter. Ada dua macam median filter yang digunakan. Pertama adalah *Adaptive Median Filter* (ADF) yang digunakan untuk *salt-and-pepper noise* dan yang kedua adalah *Adaptive Counter-Weighted Median Filter* untuk *Random-Valued noise*.

2. Restorasi berdasarkan pada piksel yang tidak terdegradasi oleh derau dengan Modifikasi K-SVD

Setelah piksel derau impuls terdeteksi, piksel yang tersisa pada citra hasil tetap mengandung derau yaitu Gaussian derau. Karena itu digunakan K-SVD untuk mempelajari dictionary pada piksel citra tersebut kemudian memulihkan citra dengan merata-ratakan antara aproksimasi patch dengan citra derau yang dapat diformulasikan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \tilde{u} = \arg \min_{u, D, \alpha_{ij}} & \lambda \|x \otimes (u - f)\|_2^2 + \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 \\ & + \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} \|(R_{ij} x) \otimes (D\alpha_{ij} - R_{ij} u)\|_2^2 \end{aligned} \quad (\text{fungsi 1})$$

Langkah utama dari modifikasi K-SVD(fungsi 1) hampir sama dengan K-SVD pada umumnya. Tujuannya adalah memecahkan masalah energi minimisasi dari fungsi 1. Untuk mengintegrasikan lokasi piksel yang terdegradasi dibutuhkan beberapa modifikasi.

- Sparse Coding

Semua project dalam OMP (Orthogonal Matching Pursuit) termasuk termasuk piksel yang tidak terdegradasi oleh derau dan dalam hal ini, elemen dictionary dinormalisasi sehingga index free outlier disetiap elemen dictionary memiliki unit norm.

Diberikan D yang tetap,

$$\hat{\alpha} = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \|(R_{ij} x) \otimes (R_{ij} u - D\alpha_{ij})\|_2^2 + \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 \quad (\text{fungsi 2})$$

- Update Dictionary

Tetapkan semua $\alpha_{i,j}$ dan setiap atom $d_1, l \in 1, 2, \dots, K$ di D (note: setiap kolom vektor disebut atom)

- Pilih patch w_1 yang digunakan pada atom tersebut, $w_1 = \{(i, j) | \alpha_{i,j}(l) \neq 0\}$
- Untuk tiap patch $(i, j) \in w_1$, hitung $e_{i,j}^1 = R_{i,j} u - D\alpha_{ij} + d_i \alpha_{ij}$

(fungsi 3)

dan $X_{ij}^1 = R_{ij}X$ adalah sebuah vektor indek dari piksel kandidat free-outlier didalam image citra berukuran $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ dari lokasi i,j pada citra.

- Tetapkan $E_1 = (e_{ij}^1)_{(ij) \in wi}$ dan $X_1 = (X_{ij}^1)_{(ij) \in wi}$ kemudian update d_i dengan minimisasi

$$d' = \operatorname{argmin}_{\|d\|_2} \|x_1 \otimes (E_1 - d\alpha^T)\|_2^2$$

(fungsi 4)

Untuk permasalahan yang optimal, kita perlu memperbaiki α dan memecahkan kuadrat sederhana dengan memperhatikan d

- Rekonstruksi:merata-ratakan bobot

$$u = \left(\lambda x \otimes 1 + \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} R_{ij}^T R_{ij} \right)^{-1} \left(\lambda x \otimes f + \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} R_{ij}^T \check{D} \check{\alpha}_{ij} \right)$$

(fungsi 5)

yang mana merupakan rata-rata yang telah dimodifikasi berdasarkan pada rata-rata pada K-SVD (langkah recontruction) saat D dan α diasumsikan tetap.

Saat level derau impuls rendah, Modified K-SVD(MK-SVD) dapat menunjukkan hasil penghilangan derau yang memuaskan. Namun, saat level terlalu tinggi MK-SVD tidak dapat mempelajari dictionary dengan baik dari sejumlah piksel yang terdegradasi.

3. Algoritma Minimisasi Alternatif untuk Memperbaiki K-SVD

Pada pembahasan ini, diajukan metode minimisasi alternatif untuk memecahkan masalah minimisasi masalah yang mana secara iteratif mengupdate α_{ij}, D , dan u sendiri-sendiri dengan menetapkan dua komponen lainnya pada saat proses iterasi. Inisialisasi u dengan menggunakan gambar perkiraan hasil dari langkah kedua, dengan mempertimbangkan tiga sub-masalah berikut

- Diberikan u , untuk tiap $(i, j) \in \mathcal{P}$ update kofisien α_{ij} , dengan

$$\check{\alpha}_{ij} = \operatorname{argmin}_{\alpha_{ij}} \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 + \|D\alpha_{ij} - R_{ij}u\|_2^2$$

(fungsi 6)

- Diberikan u, α_{ij} update dictionary oleh D dengan

$$\check{D} = \operatorname{argmin}_D \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} \|D\alpha_{ij} - R_{ij}u\|_2^2$$

(fungsi 7)

- Diberikan D, α_{ij} update u dengan

$$\check{u} = \operatorname{argmin}_u \lambda \|x \otimes (u - f)\|_2^2 + \beta \|(1_f - x) \otimes (u - f)\|_1 + \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} \|D\alpha_{ij} - R_{ij}u\|_2^2$$

(fungsi 8)

Dengan membandingkan dengan K-SVD asli, langkah pertama dan kedua sama (sparse coding dan dictionary update). Perbedaannya adalah pada langkah reconstruction. Dinyatakan sebagai berikut,

$$W = \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} R_{ij}^T R_{ij}, M = \sum_{(ij) \in \mathcal{P}} R_{ij}^T \tilde{D} \alpha_{ij},$$

di mana \mathcal{P} telah didefinisikan, kemudian W dan M mempunyai dimensi yang sama dengan u dan f . Secara jelas, fungsi 10 sama dengan

$$\tilde{u} = \arg \min_u \lambda \|x \otimes (u - f)\|_2^2 + \beta \|(1_f - x) \otimes (u - f)\|_1 + \langle W \otimes u, u \rangle - 2 \langle M, u \rangle, \quad (\text{fungsi 9})$$

karena fungsi 11 adalah penyajian akhir dari convex seperti fungsi kuadrat, fungsi absolut, dan fungsi linier, ini merupakan masalah convex untuk variabel u . Lebih tepatnya, diperoleh solusi bentuk tertutup.

Untuk sejumlah matriks Λ , ditetapkan Λ_{ij} adalah nilai pada posisi i, j . Untuk setiap $(i, j) \in A$, weigh dari $W1$ memiliki arti berapa kali piksel pada (i, j) digunakan untuk merekonstruksi citra dengan ukuran $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ sehingga kita memiliki $1 \leq W1 \leq n$.

Untuk setiap $(i, j) \in A$ berdasarkan pada nilai x_{ij} pemecahan untuk masalah pada fungsi 15 bermuara pada dua jenis masalah satu dimensi:

- Jika $x_{ij} = 1$, maka

$$\min_{z \in \mathbb{R}} \lambda (z - f_{ij})^2 + W_{ij} z^2 - 2M_{ij} z$$

- Jika $x_{ij} = 0$, maka

$$\min_{z \in \mathbb{R}} \beta (z - f_{ij}) + W_{ij} z^2 - 2M_{ij} z$$

Untuk kasus pertama, diberikan $F(z) = \lambda (z - f_{ij})^2 + W_{ij} z^2 - 2M_{ij} z$. Karena F adalah convex, pada kasus pertama sama dengan memecahkan $\nabla F(z) = 0$. Gradien F diberikan oleh

$$\nabla F(z) = 2(\lambda z - \lambda f_{ij} + W_{ij} z - M_{ij}),$$

(fungsi 10)

sehingga solusi untuk kasus pertama adalah

$$z = \frac{M_{ij} + \lambda f_{ij}}{W_{ij} + \lambda}$$

(fungsi 11)

model ini memang sama dengan langkah reconstruction pada algoritma K-SVD.

Kemudian ditentukan $y = z - f_{ij}$, kasus kedua sama saja dengan menyelesaikan masalah di bawah ini

$$\min_{y \in \mathbb{R}} \beta |y| + W_{ij} (y - b)^2$$

dengan $b = M_{ij} / W_{ij} - f_{ij}$. Hal ini mudah untuk memverifikasi bahwa masalah

convex ini mempunyai minimizer yang unik.

$$y = \text{shrink} \left(b, \frac{\beta}{2W_{ij}} \right)$$

dimana untuk $\tau > 0$, fungsi soft-shrinkage didefinisikan sebagai berikut,

$$shrink(t, \tau) = \begin{cases} t - \tau & \text{jika } t > \tau \\ 0 & \text{jika } |t| \leq \tau \\ t + \tau & \text{jika lainnya} \end{cases}$$

oleh karena itu, solusi untuk kasus kedua adalah

$$z = f_{ij} + shrink\left(\frac{M_{ij}}{W_{ij}} - f_{ij}, \frac{\beta}{W_{ij}}\right) \quad (\text{fungsi 12})$$

sedangkan solusi untuk fungsi 11

$$\hat{u}_{ij} = \begin{cases} \frac{M_{ij} + \lambda f_{ij}}{W_{ij} + \lambda}, & \text{untuk } x_{ij} = 1 \\ f_{ij} + shrink\left(\frac{M_{ij}}{W_{ij}} - f_{ij}, \frac{\beta}{W_{ij}}\right), & \text{untuk } x_{ij} = 0 \end{cases} \quad (\text{fungsi 13})$$

Dari fungsi 11 terlihat bahwa posisi tanpa impulse noise adalah $x_{ij} = 1$, kemudian bisa diambil tradeoff antara f_{ij} dan M_{ij}/W_{ij} dimana nantinya diperoleh dari informasi sekitar piksel. Karena hal ini adalah permasalahan dasar dari penghilangan Gaussian noise, pemilihan dari λ didasarkan pada K-SVD aslinya dengan poin awal $\lambda = 30/\sigma$, dimana σ adalah level dari gaussian noise.

9. METODOLOGI

Metodologi yang akan dilakukan dalam Tugas Akhir ini memiliki beberapa tahapan, diantaranya sebagai berikut:

1. Penyusunan Proposal Tugas Akhir

Tahap awal untuk memulai pengerjaan Tugas Akhir adalah penyusunan proposal Tugas Akhir. Pada proposal ini, penulis mengajukan gagasan pembuatan sistem untuk perbaikan citra akibat Gaussian dan impuls noise.

2. Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pencarian, pengumpulan, penyaringan, pembelajaran, dan pemahaman literatur yang berhubungan dengan pengolahan citra, khususnya yang berhubungan dengan restorasi atau perbaikan citra. Literatur yang digunakan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini sebagian besar berasal dari internet berupa makalah ilmiah, tesis, artikel, materi kuliah, dan beberapa buku referensi.

3. Implementasi

Implementasi merupakan tahap untuk membangun sistem tersebut. Di sini penulis mengimplementasikan algoritma-algoritma yang digunakan.

4. Pengujian dan Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan uji coba terhadap sistem yang telah dibuat, mengamati kinerja sistem yang baru dibuat, dan mengidentifikasi kendala yang mungkin timbul.

5. Penyusunan Buku Tugas Akhir

Pada tahap terakhir ini merupakan penyusunan laporan yang memuat dokumentasi mengenai pembuatan serta hasil dari implementasi perangkat lunak yang telah dibuat.

10. JADWAL KEGIATAN TUGAS AKHIR

No	Kegiatan	Bulan							
		September		Oktober		November		Desember	
1	Penyusunan Proposal tugas Akhir								
2	Studi Literatur								
3	Implementasi								
4	Pengujian dan Evaluasi								
5	Penyusunan Buku Tugas Akhir								

11. DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Lopez-Rubio. *Restoration of image corrupted by Gaussian and uniform impulsive noise*. Pattern Recognition 43 (2010) 1835-1846.
- [2] M. Elad, M. Aharon. *Image denoising via sparse and redunant representations over lerned dictionaries*. IEEE Transactions on Image Processing 15 (2006) 3736-3745.
- [3] H. Hwang, R. Haddad. *Adaptive median filters: new algorithms and results*. IEEE Transactions on Image Processing 4 (1995) 499–502.
- [4] M. Nikolova. *A variational approach to remove outliers and impulse noise*. Journal of Mathematical Imaging and Vision 20 (2004) 99–120.
- [5] S.-J. Ko, Y.-H. Lee. *Center weighted median filters and their applications to image enhancement*. IEEE Transaction on Circuits and Systems 38 (1991) 984–993.
- [6] M. Aharon, M. Elad, A. Bruckstein. *The K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation*. IEEE Transactions on Image Processing 54 (2006) 4311–4322.
- [7] E.-T. Hale, W. Yin, Y. Zhang. *Fixed-point continuation for l_1 -minimization: methodology and convergence*. SIAM Journal on Optimization 19 (3) (2008) 1107–1130.

12. LEMBAR PENGESAHAN

Surabaya, 14 Oktober 2011

Menyetujui,

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Yudhi Purwananto S.Kom., M.Kom.

NIP 19700714 199703 1 002

Rully Soelaiman, S.Kom., M.Kom.

NIP. 19700213 199402 1 001