

ABSTRACT

The image data from imaging system are always degraded by the environment and the imaging sensors. The types of degradation are additive random noise, blurring, relative motion between object and the imaging system, atmosphere turbulence, and so forth. The objective of image restoration is to reduce or eliminate the degradation.

In this research, adaptive Wiener filtering has been used to restore the degraded image. An image will be divided into blocks, called local details. From the degraded image and prior knowledge, some measure of the local details, such as the local variance is determined. A space-variant filter which is a function of the local image details and of the additional prior knowledge is then determined. The space-variant filter is then applied to the degraded image in the local region from which the space-variant filter is designed. A number of different algorithms can be developed, depending on which specific measure is used to represent local image details, how the space-variant is determined as a function of the local image details, and what prior knowledge is available.

This research shows that Adaptive Wiener Filter is effective enough to eliminate additive noise. The size of block should be adjusted according to the noise characteristics and the feature of an image data.

PENDAHULUAN

Teknik pengolahan citra digital telah mengalami perkembangan yang sangat pesat seiring dengan perkembangan teknologi komputer baik dalam perangkat-keras maupun perangkat-lunaknya, sehingga proses pengolahannya menjadi semakin cepat yang didukung dengan kapasitas pengingatnya yang semakin besar. Dalam prakteknya sering ditemukan bahwa data citra yang diperoleh telah terdegradasi oleh derau. Data citra yang diperoleh melalui piranti optis, elektro-optis maupun elektronis sering terdegradasi oleh lingkungan maupun sensor pencitraan itu sendiri. Degradasi citra dapat dalam bentuk derau pada sensor, gambar yang kabur karena ketidakfokusan lensa, gerakan relatif antara obyek dengan kamera, turbolens atmosfer, dan lain sebagainya. Hal ini tentu saja akan menyulitkan proses analisis berikutnya. Untuk itu biasanya sebelum proses analisis perlu dilakukan pengolahan awal (pre-processing), untuk memperbaiki kualitas citra untuk proses selanjutnya.

Salah satunya adalah proses restorasi yang digunakan untuk mengembalikan kualitas citra seperti kondisi aslinya. Terdapat beberapa metoda restorasi, dan pada penelitian ini akan digunakan metode Wiener Adaptif, untuk merestorasi data citra yang telah terdegradasi oleh derau dengan sebaran yang tidak merata.

DASAR TEORI

Untuk melakukan percobaan ini diperlukan data citra yang terdegradasi. Untuk melakukan proses restorasi dengan menggunakan suatu tapis tertentu, maka diperlukan pengetahuan tentang watak derau serta tapis itu sendiri. Pada penelitian ini akan digunakan tapis Wiener yang terutama ditujukan untuk citra yang terdegradasi oleh additive random noise, yang diberikan oleh persamaan berikut :

g(n1,n2) = f(n1,n2) + v(n1,n2) 1)

dengan

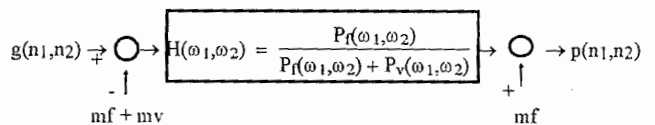
- g(n1,n2) : isyarat yang telah terdegradasi derau
f(n1,n2) : isyarat asli sebelum terkontaminasi derau
v(n1,n2) : isyarat derau acak additive.

Jika spektrum daya Pf(omega1,omega2) dan Pv(omega1,omega2) diketahui, maka dapat disusun suatu tapis Wiener dengan tanggapan frekuensi :

H(omega1, omega2) = Pf(omega1, omega2) / (Pf(omega1, omega2) + Pv(omega1, omega2)) 2)

dengan menganggap bahwa f(n1,n2) dan v(n1,n2) dicuplik dari "zero-mean process" dan merupakan proses acak Gaussian.

Diagram Kotak realisasi tapis Wiener nonkausal untuk estimasi rerata ralat kuadrat minimum diperlihatkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Tapis Wiener

Dengan g(n1,n2) adalah isyarat masukan berderau, mf + mv adalah nilai rerata isyarat asli dan derau, dan p(n1,n2) adalah isyarat hasil restorasi.

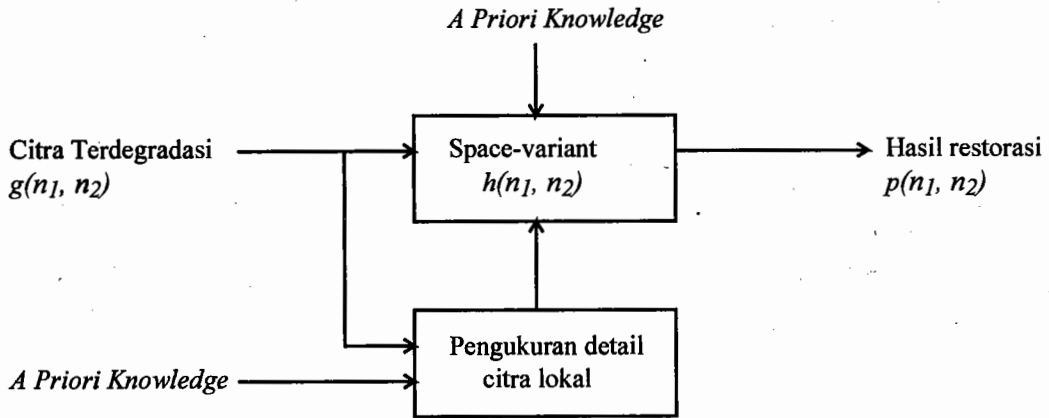
Secara umum tapis Wiener bekerja sebagai tapis pelewat rendah, sehingga cenderung untuk menghilangkan komponen frekuensi tinggi. Untuk citra yang heterogen, maka penggunaan tapis Wiener secara global akan menyebabkan data citra menjadi kabur (blur).

Untuk mengatasi kondisi tersebut maka dapat digunakan metoda tapis Wiener yang adaptif, yaitu dengan membagi data citra menjadi blok-blok yang lebih

\*) Ir. Rudy Hartanto, Dosen Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik UGM.

kecil, yang dapat dinyatakan oleh sistem pada Gambar 2. Untuk masing-masing blok dilakukan pengukuran detail citra lokal seperti varians lokalnya. Maka  $h(n_1, n_2)$  menjadi suatu *space-variant filter* yang merupakan fungsi detail citra lokal, dan "prior knowledge" dapat dihitung.

$$h(n_1, n_2) = \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_v^2} \delta(n_1, n_2) \quad (6)$$



Gambar 2. Sistem restorasi citra secara adaptif

Sejumlah algoritma yang berbeda dapat dikembangkan bergantung pada (1) spesifikasi pengukuran yang digunakan untuk menyatakan detail citra lokal, (2) *space-invariant*  $h(n_1, n_2)$  yang merupakan fungsi detail citra lokal, dan (3) seberapa besar pengetahuan awal tentang citra. Terdapat banyak kemungkinan variasi yang bergantung pada perkiraan lokal  $m_f$ ,  $m_v$ , dan  $P_f(\omega_1, \omega_2)$  serta implementasinya.

Dengan menganggap *additive noise*  $v(n_1, n_2)$  berupa derau putih dengan rerata nol dengan varians  $\sigma_v^2$ , maka spektrum dayanya adalah :

$$P_v(\omega_1, \omega_2) = \sigma_v^2 \quad (3)$$

Di dalam daerah lokal yang kecil, isyarat  $f(n_1, n_2)$  dapat dimodelkan dengan

$$f(n_1, n_2) = m_f + \sigma_f \cdot W(n_1, n_2) \quad (4)$$

dengan

$f(n_1, n_2)$  isyarat asli sebelum terkena derau  $m_f$  dan  $\sigma_f$  rerata lokal dan simpangan baku  $f(n_1, n_2)$   $W(n_1, n_2)$  adalah derau putih dengan rerata nol dan varians satuan

Di dalam daerah lokal, tapis Wiener  $H(\omega_1, \omega_2)$  seperti pada (1)

$$H(\omega_1, \omega_2) = \frac{P_f(\omega_1, \omega_2)}{P_f(\omega_1, \omega_2) + P_v(\omega_1, \omega_2)} = \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_v^2} \quad (5)$$

maka tanggapan impuls terskala  $h(n_1, n_2)$  menjadi

Dari Gambar 1 dan persamaan (6), citra hasil  $p(n_1, n_2)$  dalam daerah lokal dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$p(n_1, n_2) = m_f + [g(n_1, n_2) - m_f] \cdot \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_v^2} \delta(n_1, n_2) = m_f + \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_v^2} [g(n_1, n_2) - m_f] \quad (7)$$

Jika dianggap  $m_f$  dan  $\sigma_f^2$  diperbaharui pada masing-masing piksel, maka

$$p(n_1, n_2) = m_f(n_1, n_2) + \frac{\sigma_f^2(n_1, n_2)}{\sigma_f^2(n_1, n_2) + \sigma_v^2} [g(n_1, n_2) - m_f(n_1, n_2)] \quad (8)$$

Persamaan (8) merupakan inti algoritma yang dikembangkan oleh Lee (1980).

Algoritma di atas dapat dipandang sebagai keadaan khusus proses dua kanal. Citra dapat dibagi menjadi dua komponen yaitu rerata lokal  $m_f(n_1, n_2)$  dan kontras lokal  $g(n_1, n_2) - m_f(n_1, n_2)$ . Berdasarkan (8) maka rerata lokal tidak dimodifikasi, sedangkan kontras lokal diskala sesuai dengan amplitude relatif  $\sigma_f^2$  dan  $\sigma_v^2$ .

Jika  $\sigma_f^2$  jauh lebih besar daripada  $\sigma_v^2$ , maka kontras lokal  $g(n_1, n_2)$  dianggap hanya terdiri atas  $f(n_1, n_2)$ , dan kontras lokal  $g(n_1, n_2)$  tidak diperlemah. Dalam hal ini  $p(n_1, n_2)$  mendekati nilai  $g(n_1, n_2)$ , dan hanya sedikit proses yang dilakukan pada daerah seperti ini.

Jika  $\sigma_f^2$  jauh lebih kecil daripada  $\sigma_v^2$ , maka kontras lokal dari  $g(n_1, n_2)$  dianggap hanya terdiri atas  $v(n_1, n_2)$ , dan kontras lokal  $g(n_1, n_2)$  akan diperlemah. Dalam hal ini  $p(n_1, n_2)$  mendekati nilai  $m_f$  dan  $g(n_1, n_2)$  akan diperhalus.

Pada persamaan (8)  $m_f$  akan identis dengan  $m_g$  jika  $m_v = 0$ , sehingga  $m_f(n_1, n_2)$  dapat diperkirakan dari  $g(n_1, n_2)$  dengan

$$\hat{m}_f(n_1, n_2) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{k_1=n_1-M}^{n_1+M} \sum_{k_2=n_2-M}^{n_2+M} g(k_1, k_2) \quad (9)$$

dengan  $(2M+1)^2$  adalah jumlah piksel dalam daerah yang diestimasi. Dalam daerah lokal dengan  $\sigma_f^2(n_1, n_2)$  dapat dianggap *space invariant*, maka dengan mensubstitusikan  $m_f(n_1, n_2)$  pada (9) untuk  $m_f(n_1, n_2)$  dalam (8), maka akan diperoleh

$$p(n_1, n_2) = g(n_1, n_2) * h(n_1, n_2) \quad (10.a)$$

dengan

$$h(n_1, n_2) = \begin{cases} \frac{\sigma_f^2 + \frac{\sigma_v^2}{(2M+1)^2}}{\sigma_f^2 + \sigma_v^2}, & \text{untuk } n_1 = n_2 = 0 \\ \frac{\sigma_v^2}{(2M+1)^2} & \text{untuk } -M \leq n_1 \leq M, -M \leq n_2 \leq M, \\ & \text{kecuali } n_1 = n_2 = 0 \\ 0 & \text{, diluarnya} \end{cases} \quad (10.b)$$

Tapis  $h(n_1, n_2)$  untuk keadaan  $\sigma_f^2 \gg \sigma_v^2$ ,  $\sigma_f^2 = \sigma_v^2$ , dan  $\sigma_f^2 \ll \sigma_v^2$ , untuk  $M = 1$  diperlihatkan pada Gambar 3. Pada gambar ini terlihat bahwa penurunan  $\sigma_f^2$  relatif terhadap  $\sigma_v^2$  akan semakin memperhalus derau.

$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 1/18 & 1/18 & 1/18 & 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 0 & 1 & 0 & 1/18 & 5/9 & 1/18 & 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 0 & 0 & 0 & 1/18 & 1/18 & 1/18 & 1/9 & 1/9 & 1/9 \end{matrix}$$

$$(a) \sigma_f^2 \gg \sigma_v^2 \quad (b) \sigma_f^2 = \sigma_v^2 \quad (c) \sigma_f^2 \ll \sigma_v^2$$

Gambar 3. Tanggapan impuls tapis *space invariant* untuk restorasi citra sebagai fungsi  $\sigma_f^2$  dan  $\sigma_v^2$ .

Oleh karena  $\sigma_g^2 = \sigma_f^2 + \sigma_v^2$ , maka  $\sigma_f^2$  dapat diperkirakan dari  $g(n_1, n_2)$  dengan

$$\hat{\sigma}_f^2(n_1, n_2) = \begin{cases} \hat{\sigma}_g^2(n_1, n_2) - \sigma_v^2, & \text{jika } \hat{\sigma}_g^2(n_1, n_2) > \sigma_v^2 \\ 0, & \text{selainnya} \end{cases} \quad (11.a)$$

dengan

$$\hat{\sigma}_g^2(n_1, n_2) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{k_1=n_1-M}^{n_1+M} \sum_{k_2=n_2-M}^{n_2+M} (g(k_1, k_2) - \hat{m}_f(n_1, n_2))^2 \quad (11.b)$$

Perkiraan rerata lokal  $\hat{m}_f(n_1, n_2)$  dapat diperoleh dari persamaan (9), dan  $\sigma_v^2$  dianggap diketahui.

## HASIL PENGAMATAN

Pengamatan dilakukan dengan menggunakan dua buah citra. Proses pertama adalah mengubah citra ke dalam aras kelabu (*gray level*). Untuk masing-masing citra dilakukan proses restorasi dengan besar  $M = 3 \times 3$ , dan  $M = 7 \times 7$ . Kemudian diamati lama waktu komputasi, jumlah flops, serta citra hasil restorasi.

Pengamatan pertama dengan data citra Ardi.bmp yang mempunyai format bitmap. Tapis Wiener yang digunakan mempunyai ukuran  $M = 3 \times 3$ , dan  $7 \times 7$ . Gambar citra asli yang terdegradasi derau diperlihatkan pada Gambar 4(a). Gambar 4(b) memperlihatkan hasil penapisan dengan  $M = 3 \times 3$ , dan Gambar 4(c) memperlihatkan hasil penapisan dengan  $M = 7 \times 7$ .



(a) Citra Asli

Gambar 4. Citra Ardi.bmp dan hasil restorasi dengan tapis Wiener (Gambar 4(b) dan 4(c) pada halaman 69)

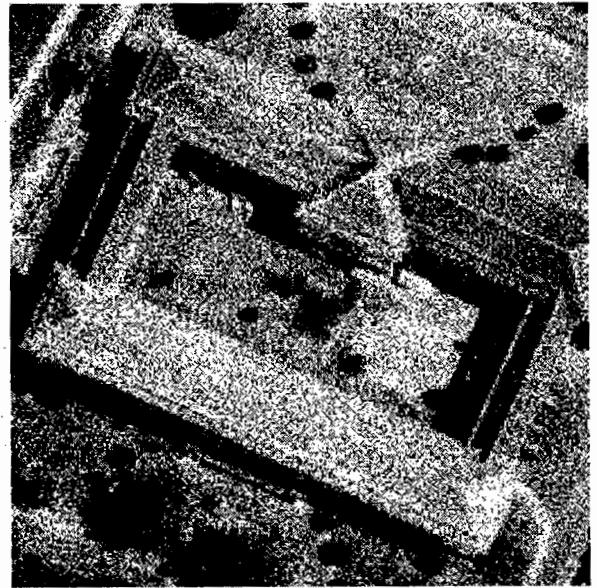


(b)  $M = 3 \times 3$ , Besar flops = 10.489.651, dan lama komputasi 38.611 detik.

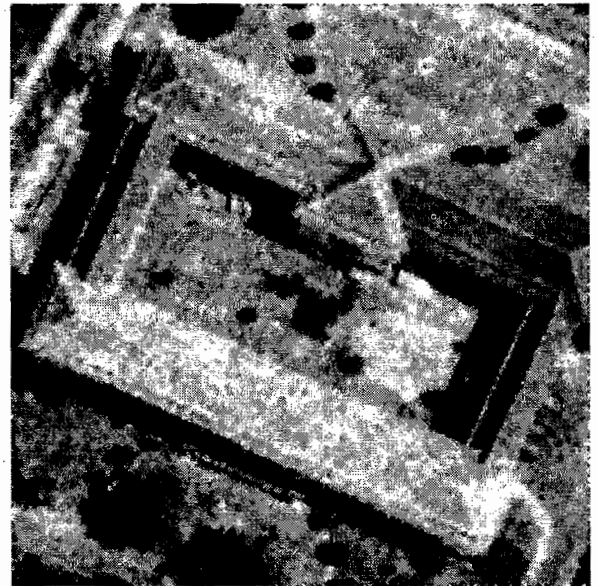


(c)  $M = 7 \times 7$ , Besar flops = 49.410.739, dan lama komputasi 183,72 detik.

Gambar 4. Citra Ardi.bmp dan hasil restorasi dengan tapis Wiener



(a) Citra asli



(b)  $M = 3 \times 3$ , Besar flops = 7.673.271, dan lama komputasi 28.35 detik.

Gambar 5. Restorasi Citra Ugm.bmp dengan tapis Wiener  
(Gambar 5(c) pada halaman 70)