

RESTORASI BAR CODES 2-D PADA CITRA HASIL KAMERA MENGGUNAKAN METODE WAVELET

M. Mahaputra Hidayat

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Bhayangkara Surabaya
Jl. A. Yani 114, Surabaya. Telp. 031 - 8285602

*Email: mahaputra@ubhara.ac.id

Abstrak

Pengambilan *bar codes* dua dimensi (2-D) menggunakan kamera sering kali tidak fokus sehingga menghasilkan citra yang kabur (*blur noise*). Citra *bar codes* 2-D merupakan citra dengan bentuk yang khusus, sehingga proses *deblurring* harus dilakukan. Pada paper ini, diusulkan penggunaan metode *wavelet* yang handal dalam proses restorasi dan dirancang khusus untuk citra *bar codes* 2-D. Setelah menganalisis citra *bar codes*, standar deviasi dari kernel gaussian blur ditentukan. Kemudian, citra *bar codes* direstorasi menggunakan filter *wavelet*. Dari hasil uji coba didapatkan rata-rata nilai PSNR sebesar 30.14 untuk standar deviasi $\sigma_n=10$. Metode *wavelet* yang digunakan untuk *deblurring* citra *bar codes* 2-D menghasilkan kualitas yang baik.

Kata kunci: *Bar codes* dua dimensi, *deblurring*, restoration, *wavelet*.

1. PENDAHULUAN

Penggunaan *bar codes* tradisional satu dimensi telah membuat informasi yang disimpan semakin terbatas, hal ini diakibatkan kemampuan kapasitas penyimpanan informasi yang kecil. Oleh karena alasan inilah, *bar codes* dua dimensi (2-D) dikembangkan. *Bar codes* 2-D memiliki densitas yang tinggi, kemampuan memperbaiki *error*, dan dapat menghasilkan kembali *multiform* dari bahasa, teks, dan data citra dengan enkripsi. Di masa kini, kebanyakan bentuk umum yang dipakai untuk *bar codes* dua dimensi adalah tipe *Matrix bar codes*, dimana berisi sebuah *Matrix* dari beberapa elemen. Tiap elemen diberikan nilai 1 atau 0 yang menunjukkan protokol *Matrix bar codes* termasuk *Data Matrix*, *QR code* dan *Maxi code*.

Pada paper ini, *bar code Data Matrix* yaitu salah satu dari protokol *bar code* 2-D yang paling banyak diterapkan, digunakan untuk mempelajari teknologi *deblurring bar code* 2-D. Metode dan gagasan yang disajikan di sini juga dapat diterapkan untuk protokol *bar code* 2-D lainnya, seperti PDF417, *QR Code* dan *Maxi Code*. Gambar 1(a) menunjukkan simbol *bar code Data Matrix*. Simbol terdiri dari daerah data yang berisi modul nominal persegi yang ditetapkan dalam *array* biasa, seperti ditunjukkan pada Gambar 1(b). Simbol ini dikelilingi oleh pola *finder*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1(c). Dua sisi yang berdekatan, sisi kiri dan bawah, membentuk simbol "L" berbentuk garis tepi. Kedua sisi yang berlawanan terdiri dari modul gelap dan terang. Penjelasan rinci tentang protokol ini dapat ditemukan di standar internasional ISO *Matrix* (2006).

Sejak lama, masalah *decoding bar codes* adalah terkait erat dengan deteksi tepi (Yang dkk., 2012). Namun, jika permukaan *bar codes* tidak pada bidang fokus kamera, sinyal menjadi kabur (*blur*) oleh konvolusi fungsi penyebaran titik (PSR) (Selim, 2004). Semakin jauh jarak, semakin kabur sinyal yang diamati. Saat ini, metode pengenalan berdasarkan deteksi tepi tidak lagi memadai. Meskipun pembaca *bar codes* sudah memiliki produk yang bagus, bagaimana cara *deblurring* sinyal masih merupakan topik yang hangat untuk diteliti. *Deblurring* dapat meningkatkan *Depth of Field* (DoF), yang merupakan parameter penting dari kinerja pembaca *bar codes*. Selain pembaca *bar codes*, dalam beberapa tahun terakhir ponsel telah digunakan untuk mengenali *bar codes* dan kemudian berinteraksi dengan sistem internet (Kato dan Tan, 2007). Namun, citra yang diambil menjadi kabur karena kurangnya *auto-focus* pada kebanyakan ponsel (Eisaku, 2004). Jadi citra yang diambil perlu di-*deblurring* sebelum dilakukan pengenalan.



Gambar 1. Struktur Data Matrix : (a) data matrix bar code, (b) data region, (c) pola finder

Berbagai algoritma telah dikembangkan untuk *deblurring* sinyal *bar codes*. Turin dan Boie (1998), menerapkan algoritma *Deterministic Expectation-Maximization* (DEM) untuk *deblur* sinyal *bar code*. Shellhammer dkk. (1999) memperoleh tepi *bar code* menggunakan sampling selektif dan filter peningkatan tepi. Okol'nishnikova (2001) menerapkan formula optimasi langkah demi langkah secara rekursif untuk mengenali *bar code*. Liu dan Sun (2010) menerapkan transformasi *Fourier* secara iteratif untuk memproses sinyal *bar code* yang terdegradasi.

Banyak metode yang telah diusulkan untuk memulihkan gambar kabur (*deblurring*), seperti filter *Inverse* klasik dan filter *Wiener*. Baru-baru ini, metode berdasarkan teknik regularisasi (Bar dkk., 2006) dan representasi *sparse* (Dong dkk., 2011) telah dipelajari secara ekstensif. Namun, metode tersebut memerlukan perhitungan yang besar sehingga tidak efisien untuk digunakan dalam pembaca *bar code* dan ponsel. Liu dkk. (2012) merancang sebuah metode *deblurring* cepat yang disebut filter *Increment Constrained Least Squares* (ICSL) untuk restorasi citra *bar code* 2-D. Metode tersebut memang tidak membutuhkan perhitungan yang besar, namun untuk dapat menghasilkan kualitas citra yang sangat baik, perlu dilakukan iterasi berulang dimana dalam setiap iterasi, batasan bi-level citra *bar code* yang efisien dimasukkan. Sehingga apabila jumlah iterasi sedikit, maka kualitas citra yang dihasilkan tidak terlalu baik.

Oleh karena itu, pada paper ini diusulkan penggunaan metode *wavelet coiflet* yang handal dalam proses restorasi dan dirancang khusus untuk citra *bar codes* 2-D.

2. METODOLOGI

Dalam paper ini, digunakan teknologi restorasi citra untuk merancang algoritma *deblurring* khusus untuk *bar codes* dua dimensi. *Deblurring* bertujuan untuk memulihkan citra asli dari sinyal *blur noise* yang diamati. Model permasalahan ini dapat dinyatakan sebagai berikut (Gonzales, 2002):

$$g = h * f + n, \tag{1}$$

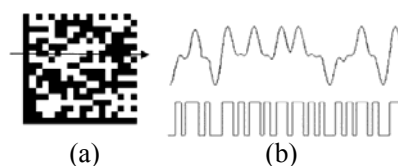
dimana g adalah citra yang diamati, h adalah *Point Spread Function* (PSF), f adalah citra asli, dan n adalah *blur noise* yang ditambahkan. Dalam sistem optik dari *bar code reader*, h adalah fungsi *Gaussian* (Kim dan Lee, 2007):

$$h(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right). \tag{2}$$

2.1. Estimasi *Blur Kernel*

Setelah citra *input* didapatkan, maka sebelum melakukan proses *deblurring*, perlu memperkirakan standar deviasi σ dari *kernel blur*. Pada paper ini, proses tersebut dilakukan dengan cara mendeteksi pergerakan *pixel* dari keadaan citra terhadap keadaan sebenarnya dan melakukan perbaikan citra berdasarkan pergerakan *pixel*. Pendekatan dilakukan dengan mencari faktor penyebab kekaburan citra (*blur kernel*). Faktor penyebab kekaburan biasanya terlihat melalui persebaran cahaya (*Point Spread Function/PSF*) yang terdapat pada citra. PSF sendiri merupakan fungsi matematis yang menggambarkan pengaruh suatu titik pusat cahaya terhadap titik yang lain yang terdapat pada citra. PSF dalam hal ini adalah *Gaussian Blur Kernel*.

Gaussian blur kernel adalah fungsi degradasi paling umum dari sistem pembaca *bar code* (Youssef, 2007). Hanya ada dua nilai abu-abu dalam *bar code*. Setelah akuisisi gambar, ditetapkan nilai abu-abu dari modul putih sebagai v_1 dan nilai abu-abu dari modul hitam v_2 . Seperti yang ditunjukkan Gambar 2(a), mengingat sinyal yang diperoleh dengan memindai gambar *bar code* secara horizontal, dalam situasi yang ideal informasi tepi akan menjadi serangkaian langkah seperti pada bagian bawah Gambar 2(b). Pada citra kabur yang sebenarnya akibat konvolusi menggunakan fungsi *kernel blur*, maka hasilnya seperti yang ditunjukkan pada bagian atas Gambar 2(b).



Gambar 2. Sinyal konvolusi: (a) sinyal garis *bar code*, (b) sinyal garis *bar code* terdegradasi

Koordinat x tepi kiri pola *finder* yang berbentuk "L" disebut x_0 . Nilai keabuan dari *pixel* di sebelah kiri x_0 adalah v_1 , dan di sebelah kanan x_0 adalah v_2 . Sinyal yang berada dekat tepi kiri pola *finder* berbentuk "L" itu hanya dapat ditentukan oleh koordinat x . Dengan demikian, sinyal yang berada dekat tepi tersebut dapat dinyatakan sebagai bentuk satu dimensi berikut:

$$b(x) = (v_2 - v_1)U(x - x_0) + v_1 \tag{3}$$

dimana $U(x)$ adalah *unit step function* (Joseph dan Pavlidis, 1994).

Dari persamaan (2) menunjukkan fungsi *Gaussian* dapat dipisahkan menjadi :

$$h(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{4}$$

Panjang pola *finder* berbentuk "L" jauh lebih besar daripada standar deviasi σ fungsi *blur Gaussian*. Oleh karena itu, sinyal yang berada dekat pola *finder* tersebut dapat disederhanakan menjadi model degradasi *Gaussian* satu-dimensi:

$$w(x) = b(x) * h_0(x) \tag{5}$$

Setelah normalisasi, h_0 dapat dinyatakan sebagai fungsi *blur Gaussian* satu-dimensi :

$$h_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{6}$$

Dari properti differensial operasi konvolusi, turunan pertama dari sinyal $w(x)$ adalah :

$$w'(x) = [b(x) * h_0(x)]' = h_0(x) * b'(x) = h_0(x) * [(v_2 - v_1)U(x - x_0)]' + v_1' = (v_2 - v_1) \cdot h_0(x) * U'(x - x_0) \tag{7}$$

Dari definisi $U(x)$, diketahui bahwa :

$$U'(x - x_0) = \delta(x - x_0) \tag{8}$$

Disini, $\delta(x)$ adalah *Dirac Impulse Function*. Atribut dari *Dirac Impulse Function* ini menunjukkan bahwa:

$$h_0(x - x_0) * U'(x) = h_0(x) * \delta(x - x_0) = h_0(x - x_0) \tag{9}$$

Dari persamaan (7) dan (9), turunan pertama dari sinyal $w(x)$ bisa ditulis sebagai berikut :

$$w'(x) = (v_2 - v_1) \cdot h_0(x - x_0) = \frac{(v_2 - v_1)}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x - x_0)^2}{2\sigma^2}\right] \tag{10}$$

Turunan kedua dari $w(x)$ dapat dihitung dengan meneruskan proses diatas menjadi:

$$w''(x) = -\frac{(v_2 - v_1)(x - x_0)}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left[-\frac{(x - x_0)^2}{2\sigma^2}\right] \tag{11}$$

Persamaan (11) menunjukkan bahwa $w''(x)$ bernilai = 0 ketika $x = x_0$. Karena itu, turunan kedua dapat digunakan untuk mendapatkan x_0 . Dengan menambahkan persamaan (10), ketika $x = x_0$, $w'(x_0) = \frac{(v_2 - v_1)}{\sqrt{2\pi}\sigma}$. Sehingga, standar deviasi σ fungsi *Gaussian* dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\sigma = \frac{(v_2 - v_1)}{\sqrt{2\pi}w'(x_0)} \tag{12}$$

2.2. Deblurring Citra Bar Code 2-D

Memecahkan persamaan (1) dibawah pengaruh *noise* adalah masalah yang diajukan. Teknik yang berdasarkan regularisasi telah dipelajari secara ekstensif untuk memecahkan masalah ini, tetapi metode tersebut memerlukan perhitungan yang besar. Sehingga mengakibatkan tidak efisien untuk digunakan dalam pembaca *bar codes* dan ponsel. Selain itu, metode tersebut tidak dirancang untuk *bar code* 2-D dan tidak dapat memecahkan masalah *blurring* seperti ini secara efektif.

Sebuah *bar code* terdiri dari modul hitam dan putih, sehingga citra *bar code* adalah biner, yaitu 0 atau 1. Berdasarkan kendala ini, metode iteratif cocok untuk *deblurring* citra *bi-level*. Dalam setiap iterasi, kendala domain spasial dapat efisien dimasukkan. Filter *Increment Constrained Least Squares* (ICLS) telah dilaporkan memiliki kinerja yang lebih baik daripada restorasi filter *Wiener*. Filter ini berhasil melakukan restorasi citra *bar codes* 2-D tanpa memerlukan perhitungan yang besar. Namun, untuk dapat menghasilkan kualitas citra yang sangat baik, dalam metode ICLS perlu dilakukan iterasi berulang dimana dalam setiap iterasi, batasan *bi-level* citra *bar code* yang efisien dimasukkan. Sehingga apabila jumlah iterasi sedikit, maka kualitas citra yang dihasilkan tidak cukup baik. Oleh karena itu penggunaan metode *wavelet* sangat cocok untuk menyelesaikan permasalahan restorasi tanpa proses iterasi yang berulang dan menghasilkan kualitas citra *bar codes* yang baik.

2.2.1. Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan alat analisis yang biasa digunakan untuk menyajikan data atau fungsi atau operator ke dalam komponen-komponen frekuensi yang berlainan, dan kemudian mengkaji setiap komponen dengan suatu resolusi yang sesuai dengan skalanya.

Menurut Sydney dkk. (1998), *Wavelet* merupakan gelombang mini (*small wave*) yang mempunyai kemampuan mengelompokkan energi citra dan terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan kelompok koefisien lainnya hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa mengurangi nilai informasinya.

Wavelet merupakan keluarga fungsi yang dihasilkan oleh *wavelet* basis $\psi(x)$ yang disebut *mother wavelet*. Dua operasi utama yang mendasari *wavelet* adalah:

- 1) penggeseran, misalnya $\psi(x-1)$, $\psi(x-2)$, $\psi(x-b)$, dan
- 2) penyekalaan, misalnya $\psi(2x)$, $\psi(4x)$, $\psi(2^j x)$.

Kombinasi kedua operasi inilah yang menghasilkan keluarga *wavelet*. Secara umum, keluarga *wavelet* sering dinyatakan dengan formula:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right), \quad (13)$$

dimana $a, b \in \mathbb{R}$, $a \neq 0$ (\mathbb{R} = bilangan nyata), a adalah parameter penyekalan (dilatasi), b adalah parameter penggeseran posisi (translasi) pada sumbu x , dan $\sqrt{|a|}$ adalah normalisasi energi yang sama dengan energi induk. *Wavelet* induk diskalakan dan digeser melalui pemisahan menurut frekuensi menjadi sejumlah sub bagian. Untuk mendapatkan sinyal kembali, dilakukan proses rekonstruksi *wavelet*.

Beberapa contoh keluarga *wavelet* adalah *Haar*, *Daubechies*, *Symlets*, *Coiflets*, *BiorSplines*, *ReverseBior*, *Meyer*, *DMeyer*, *Gaussian*, *Mexican_hat*, *Morlet*, *Complex Gaussian*, *Shannon*, *Frequency B-Spline*, *Complex Morlet*, *Riyad*, dan lain sebagainya.

Transformasi *wavelet* merupakan *pengubahan* sinyal ke dalam berbagai *wavelet* basis dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan. Oleh karena itu koefisien *wavelet* dari beberapa skala atau resolusi dapat dihitung dari koefisien *wavelet* pada resolusi tinggi berikutnya. Hal ini memungkinkan pengimplementasian transformasi *wavelet* menggunakan struktur pohon yang dikenal sebagai algoritma *pyramid* (*pyramid algorithm*).

Transformasi *wavelet* merupakan suatu proses *pengubahan* data dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis. Transformasi *wavelet* menghasilkan energi citra yang terkonsentrasi pada sebagian kecil koefisien transformasi dan kelompok lain yang mengandung sedikit energi.

Proses transformasi *wavelet* dapat dilakukan dengan konvolusi atau dengan proses pererataan dan pengurangan secara berulang. Proses ini banyak digunakan pada proses dekomposisi, deteksi, pengenalan (*recognition*), pengambilan kembali citra (*image retrieval*), dan lainnya yang masih dalam penelitian (Zhang dkk., 2004).

Salah satu alasan mengapa transformasi *wavelet* menjadi begitu penting dalam berbagai bidang adalah karena sifat-sifat berikut:

- 1) Waktu kompleksitasnya bersifat linear. Transformasi *wavelet* dapat dilakukan dengan sempurna dengan waktu yang bersifat linear.
- 2) Koefisien-koefisien *wavelet* yang terpilih bersifat jarang. Secara praktis, koefisien-koefisien *wavelet* kebanyakan bernilai kecil atau nol. Kondisi ini sangat memberikan keuntungan terutama dalam bidang kompresi atau pemampatan data.
- 3) *Wavelet* dapat beradaptasi pada berbagai jenis fungsi, seperti fungsi tidak kontinyu, dan fungsi yang didefinisikan pada domain yang dibatasi.

Transformasi *wavelet* mempunyai penerapan yang luas pada aplikasi pengolahan isyarat dan pengolahan citra. Ada berbagai jenis transformasi *wavelet*, akan tetapi pada bagian ini lebih menitikberatkan pada transformasi *wavelet* diskrit diantaranya adalah transformasi *Discrete Wavelet Transform* (DWT) 1-dimensi (1-D), dan transformasi *wavelet* 2-dimensi (2-D).

Transformasi *wavelet* 1-D membagi sinyal menjadi dua bagian, frekuensi tinggi dan frekuensi rendah berturut-turut dengan *low-pass filter* dan *high-pass filter*. Frekuensi rendah dibagi kembali menjadi frekuensi tinggi dan rendah. Proses diulang sampai sinyal tidak dapat didekomposisi lagi atau sampai pada level yang memungkinkan. Sinyal asli dapat dipulihkan kembali melalui rekonstruksi dari sinyal yang telah didekomposisi dengan menerapkan *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT).

Transformasi *wavelet* 2-D merupakan generalisasi transformasi *wavelet* 1-D. DWT untuk 2-D pada citra $x(m,n)$ dapat digambarkan sama dengan implementasi DWT 1-D, untuk setiap dimensi m dan n secara terpisah dan membagi citra ke dalam sub-sub bidang frekuensi, sehingga menghasilkan struktur piramid. Langkah-langkah transformasi *wavelet* 1-D dapat diilustrasikan pada Gambar 3.

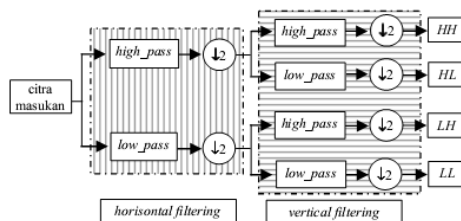
Pada gambar 3 langkah pertama citra $x(m,n)$ ditapis pada arah horisontal. dengan *low-pass filter* yang merupakan fungsi penyekalaan (*scaling function*) dan *high-pass filter* yang merupakan fungsi *wavelet* (*wavelet function*). Hasil penapisan selanjutnya dicuplik turun pada dimensi m dengan faktor 2. Hasil kedua proses ini adalah suatu citra *low-pass* dan suatu citra *high-pass*.

Proses selanjutnya masing-masing citra ditapis dan dicuplik turun dengan faktor 2 sepanjang dimensi n . Kedua proses akhir ini akan membagi citra ke dalam sejumlah sub-sub bidang yang dinotasikan dengan LL, HL, LH, HH. Bidang LL merupakan perkiraan kasar atau koefisien aproksimasi dari citra asli, bidang HL dan LH merekam perubahan pada citra sepanjang arah horisontal dan vertikal secara berurutan dan bidang HH menunjukkan komponen frekuensi tinggi pada citra. HL, LH, HH disebut juga koefisien detail.

Transformasi *wavelet* dapat dilakukan sampai level tak hingga, namun dalam penerapannya proses transformasi *wavelet* dilakukan sampai jumlah data koefisien detail adalah satu. Hal ini korelasi dengan kandungan informasi minimum sinyal hasil transformasi yang memungkinkan proses pengembalian sinyal asli atau biasa disebut *entropy*. Persamaan yang berkorelasi dengan *entropy* adalah sebagai berikut:

$$\text{Level maks} = \frac{\ln(\frac{\text{panjang data}}{\text{panjang filter}})}{\ln(2)} \tag{14}$$

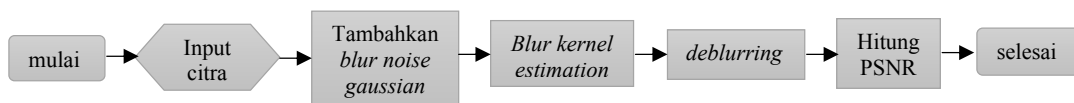
Jadi untuk citra ukuran piksel 128x128 akan dialihragamkan menggunakan filter *wavelet* (2x2), level maksimum yang diperbolehkan adalah 6 level, berarti citra tersebut pada level-6 menjadi berukuran 2x2.



Gambar 3. Ilustrasi Transformasi *Wavelet* 1-D

2.2.2. Metode Wavelet Untuk Deblurring

Setelah mendapatkan nilai standar deviasi dari fungsi *Gaussian*, langkah selanjutnya adalah melakukan dekomposisi *wavelet* 2-D seperti yang telah dijelaskan pada bagian sebelumnya. Setelah melakukan proses dekomposisi, maka ditentukan koefisien *threshold* untuk proses *deblurring* citra. Disini terdapat 3 koefisien yang ditentukan yaitu *threshold*, kasar atau halus, dan aproksimasi. Langkah berikutnya adalah rekonstruksi citra menggunakan *wavelet*. Pada penelitian ini digunakan 3 tipe filter *wavelet* yaitu, *daubechies*, *coiflets*, dan *symlets* untuk mendapatkan perbandingan kualitas hasil restorasi citra *bar codes* 2-D. Proses secara umum dari metode *deblurring* menggunakan *wavelet* ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Sistem Secara Umum

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dibahas mengenai skenario uji coba yang dilakukan terhadap *dataset* citra hasil kamera dengan berbagai kondisi. Kemudian dari kegiatan uji coba yang telah dilakukan, didapatkan hasil yang akan diuraikan pada bagian hasil uji coba.

3.1. Skenario Uji Coba

Serangkaian uji coba dilakukan pada 100 *dataset* citra *bar code* 2-D ukuran 256x256 hasil kamera dengan berbagai rotasi, jarak, fokus, *blur*, perspektif, dan kondisi cahaya. *Dataset* tersebut disimulasikan dengan menambahkan *blur noise* pada citra asli menggunakan *kernel blur Gaussian* dengan variasi standar deviasi $\sigma_n = 10 - 50$ untuk percobaan pertama dan variasi standar deviasi $\sigma_n = 4 - 12$ untuk percobaan kedua. Kemudian citra dengan *blur noise* tersebut di-*deblurring* menggunakan metode *wavelet* yang telah dijelaskan pada bagian sebelumnya.

Untuk mengukur kualitas citra hasil *deblurring*, diperlukan alat ukur yang akan digunakan sebagai parameter. Alat ukur tersebut adalah *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR). Parameter PSNR menunjukkan perbandingan antara nilai maksimum dari sinyal yang diukur dengan besarnya *noise* yang berpengaruh pada sinyal tersebut, diukur dalam satuan desibel (dB). Pada penelitian ini, PSNR digunakan untuk mengetahui kualitas citra hasil restorasi. Semakin besar nilai PSNR berarti semakin bagus hasil restorasi dan kualitas mendekati citra asli. Hal ini juga berarti bahwa metode *wavelet* yang digunakan efektif untuk restorasi citra *bar code* 2-D yang mengalami *blur noise*. Persamaan (15) menunjukkan rumus PSNR.

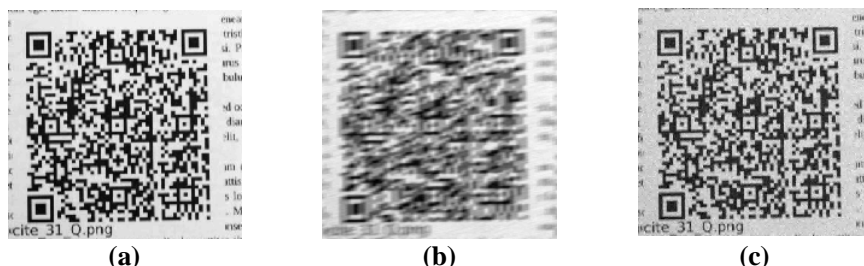
$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{E_{max} \times I_w \times I_h}{\sum (I_{x,y} - \hat{I}_{x,y})^2} \tag{15}$$

dimana I_w , I_h merupakan lebar dan tinggi citra yang telah direstorasi, $I_{x,y}$ nilai piksel citra asli pada koordinat (x,y) dan $\hat{I}_{x,y}$ nilai piksel citra asli yang direstorasi pada koordinat (x,y). E_{max} merupakan nilai maksimum piksel (yaitu, $E_{max} = 255$ untuk 256 citra *gray-level*).

Uji coba pertama yang dilakukan adalah menambahkan *blur noise* fungsi *Gaussian* yang memiliki standar deviasi $\sigma_n = 10 - 50$ pada *dataset* citra asli *bar code* 2-D, kemudian melakukan proses restorasi menggunakan *wavelet* filter dengan 3 tipe famili yaitu *Daubachies*, *Coiflets*, dan *Symlets* serta mencatat rata-rata nilai PSNR untuk dibandingkan hasilnya. Sedangkan uji coba kedua yang dilakukan adalah memberikan *blur noise* fungsi *Gaussian* yang memiliki standar deviasi $\sigma_n = 4 - 12$ pada *dataset* citra asli *bar code* 2-D. Kemudian melakukan proses restorasi menggunakan metode *wavelet coiflets* dan mencatat rata-rata nilai PSNR untuk dibandingkan dengan rata-rata nilai PSNR dari metode *Increment Constrained Least Squares* (ICLS). Tujuannya adalah untuk membuktikan seberapa efektif proses *deblurring* dari metode *wavelet* yang digunakan pada paper ini.

3.2. Hasil Uji Coba

Gambar 5(a) adalah citra asli *bar code* 2-D yang masih bersih tanpa *noise*. Kemudian citra tersebut diberikan *noise kernel blur gaussian* dengan standar deviasi $\sigma_n = 10$. Hasil dari penambahan tersebut dapat dilihat pada Gambar 5(b). Selanjutnya dilakukan *deblurring* terhadap citra tersebut menggunakan metode *wavelet* yang diusulkan pada paper ini. Citra yang telah direstorasi ditunjukkan pada Gambar 5(c). Dari Gambar 5, dapat diamati bahwa metode *wavelet* dapat meningkatkan kualitas citra secara efisien.



Gambar 5. Hasil *Deblurring* : (a) citra original, (b) citra dengan *blur noise*, (c) citra hasil *deblurring*

Tabel 1 menunjukkan hasil percobaan terhadap *dataset* citra *bar code* 2-D, dimana dilakukan proses *deblurring* menggunakan metode *wavelet* filter dari 3 tipe famili yaitu *Daubechies*, *Coiflets*, dan *Symlets*. Dari Tabel 1 terlihat bahwa untuk rentang standar deviasi $\sigma_n = 10 - 50$ citra hasil restorasi dengan kualitas yang paling baik adalah *deblurring* menggunakan filter *wavelet symlets*. Namun untuk standar deviasi rendah, tipe filter *wavelet coiflets* menghasilkan kualitas citra *deblurring* yang paling baik. Tabel 2 menunjukkan hasil percobaan terhadap *dataset* citra *bar code* 2-D, dimana dilakukan proses *deblurring* menggunakan metode *wavelet coiflets* untuk kemudian dibandingkan rata-rata nilai PSNR-nya dengan metode ICLS. Metode *wavelet coiflets* dipilih karena untuk rentang standar deviasi rendah, filter ini menghasilkan rata-rata nilai PSNR yang paling baik berdasarkan percobaan 1.

Tabel 1. Nilai PSNR beberapa tipe filter *wavelet*

σ_n	PSNR			
	Sebelum <i>deblurring</i>	<i>Daubechies</i>	<i>Coiflets</i>	<i>Symlets</i>
10	28.08	29.55	30.16	29.53
20	22.09	25.63	24.70	25.77
30	18.55	23.60	21.70	23.85
50	16.10	22.34	19.66	22.62

Tabel 2. Nilai rata-rata PSNR untuk tingkat *noise* yang berbeda

σ_n	Rata-rata nilai PSNR		
	Sebelum <i>deblurring</i>	ICLS	<i>Wavelet (Coiflet)</i>
4	30.61	31.67	31.95
6	29.93	31.22	31.45
8	29.35	30.64	30.84
10	28.74	29.95	30.14
12	28.17	29.45	29.97

Dari Tabel 2 terlihat bahwa metode *deblurring* menggunakan *wavelet coiflets* secara signifikan melebihi metode ICLS. Rata-rata nilai PSNR dari metode ICLS didapat setelah iterasi ke-7, sedangkan *wavelet coiflets* dengan sekali proses mampu menghasilkan nilai PSNR yang lebih

baik. Kinerja metode ICLS menurun secara drastis ketika tingkat *noise* (standar deviasi) σ_n meningkat, sedangkan metode *wavelet coiflets* masih memiliki kinerja yang lebih baik ketika σ_n meningkat. Dengan peningkatan σ_n , metode *wavelet coiflets* menghasilkan kualitas yang lebih baik.

4. KESIMPULAN

Ketika *bar codes* jauh dari fokus kamera, citra menjadi kabur. Dengan demikian, perlu untuk memproses sinyal sebelum *decoding bar code*. *Bar code* dua dimensi memiliki karakteristik yaitu dua citra abu-abu: hitam dan putih. Dengan permasalahan ini, digunakan perhitungan sub bidang 2 Dimensi untuk *deblur* sinyal *bar code*. Pada paper ini, diterapkan sebuah metode *deblurring* handal yaitu pemanfaatan filter *wavelet* untuk mengembalikan citra *barcode* yang mengalami *blur noise*. Hasil uji coba menunjukkan bahwa metode *wavelet* berdasarkan perhitungan sub bidang memiliki kinerja yang baik. Hal ini dapat memulihkan citra *bar code* dari sinyal terdegradasi di bawah pengaruh *blur noise* yang tinggi maupun rendah dan berhasil meningkatkan *Depth of Field* (DoF), yang merupakan parameter penting untuk proses pengenalan *bar codes*.

DAFTAR PUSTAKA

- Bar L., Sochen N., Kiryati N., (2006), *Semi-Blind image restoration via Mumford-Shah regularization*, IEEE Trans. Image Processing 15(2), 483-493.
- Dong W., Zhang L., Shi G., (2011), *Centralized sparse representation for image restoration*, In: Proc. IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain.
- Eisaku O., Hiroshi H., Lim A. H., (2004), *Barcode readers using the camera device in mobile phones*, In: Proc. 2004 International Conference on Cyber worlds, Tokyo, Japan, 260-265.
- Gonzalez R.C., Woods R.E., (2002), *Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.
- ISO/IEC 16022, (2006), *Information technology – Automatic identification and data capture techniques - Data Matrix bar code symbology specification*.
- Joseph E., Pavlidis T., (1994), *Bar code waveform recognition using peak locations*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence 16(6), 630-640.
- Kato H., Tan K. T., (2007), *Pervasive 2D barcodes for camera phone applications*, IEEE Pervasive Compute 6(4), 76–85.
- Kim J., Lee H., (2007), *Joint nonuniform illumination estimation and deblurring for bar code signals*, Optics Express 15(22), 14817-14837.
- Liu Ningzhong., Zheng Xingming., Sun Han., Tan Xiaoyang., (2012), *Two-dimensional bar code out-of-focus deblurring via the Increment Constrained Least Squares filter*, Pattern Recognition Letters. S0167-8655(12)00291-7.
- Liu N.Z., Sun H., (2010), *Recognition of the stacked two-dimensional bar code based on iterative deconvolution*, The Imaging Science Journal 58(2), 81-88.
- Okol'nishnikova, (2001), *Polynomial algorithm for recognition of bar codes*, Pattern Recognition and Image Analysis 11(2), 361-364.
- Selim E., (2004), *Blind deconvolution of bar code signals*, Inverse Problems 20(1), 121-135.
- Shellhammer S.J., David G.P., Pavlidis T., (1999), *Novel signal-processing technology's in barcode scanning*, IEEE Robotics and Automation Magazine 6(1), 57-65.
- Sydney, Burrus C., A.G. Remesg, G. Haito, (1998), *Introduction to Wavelets and Wavelet Transform*, Prentice-Hall International, Inc.
- Turin W., Boie R.A., (1998), *Bar code recovery via the EM algorithm*, IEEE Trans. Signal Processing 46(2), 354-363.
- Yang H., Alex C., Jiang X., (2012), *Barization of low-quality barcode images captured by mobile phones using local window of adaptive location and size*, IEEE Trans. Image Process 21(1), 418-425.
- Youssef S. M., Salem R. M., (2007), *Automated barcode recognition for smart identification and inspection automation*, Expert Systems with Applications 33(4), 968–977.