

Implementasi Deteksi Adaptif *Watermark* Berbasis Domain Transformasi *Wavelet*

Rahmawati Hasanah[#], Mina Naidah Gani, Rifa Hanifatunnisa, Nurul Zahra Nafila

Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Bandung
Jl. Gegerkalong Hilir Ds. Ciwaruga, Bandung 40559, Indonesia
[#]rahmawati@polban.ac.id

Abstrak

Kinerja suatu sistem *watermarking*, selain dinilai pada saat tahap penyisipan dan pengekstraksian, juga tergantung pada tahap pendeteksian. Sekarang ini telah terdapat beberapa algoritma pendeteksian *blind watermark* yang dapat memberikan kinerja yang baik, namun sebagian besar dari algoritma tersebut tidak optimal. Dalam penelitian ini, dibahas mengenai sistem pendeteksian optimum adaptif menggunakan pendekatan distribusi Gaussian umum dan pengujian detektor Rao pada domain transformasi *wavelet*. Pada sistem ini, sebelum proses pendeteksian dilakukan terhadap suatu gambar, gambar tersebut didekomposisi terlebih dahulu menggunakan *Discrete Wavelete Transform* (DWT) dua tingkat sehingga menghasilkan beberapa *sub-band* gambar. Setelah itu dihitung nilai *miu*, varians, dan *absolute mean* dari setiap *sub-band* gambar. Nilai parameter-parameter tersebut dibutuhkan untuk mengestimasi nilai *shape parameter* tiap *sub-band* gambar menggunakan fungsi rasio Gaussian umum agar sistem pendeteksian ini menjadi sistem pendeteksian yang adaptif. Dari hasil penelitian, didapat gambar dengan *watermark* memiliki karakteristik yang berbeda dibandingkan gambar tanpa *watermark*. Nilai *shape parameter* pada *sub-band* HH1 gambar dengan *watermark* didapat sebesar 1,9085 sedangkan pada *sub-band* HH1 gambar tanpa *watermark* sebesar 1,5664. Deteksi optimum kemudian direalisasikan dengan menggunakan detektor Rao untuk menguji performa pendeteksian yang dibuat. Hasil pengujian pendeteksian *watermark* menunjukkan bahwa pendeteksian optimum dicapai ketika menggunakan nilai *threshold* antara 9-15 yang ditunjukkan dengan kecilnya nilai PFA dan PFR yang dihasilkan yaitu sekitar 10^{-3} .

Kata kunci: pendeteksian watermark, *Discrete Wavelete Transform* (DWT), *shape parameter*, distribusi Gaussian umum, detektor Rao

Abstract

The performance of a watermarking system, apart from being assessed during the insertion and extraction stages, also depends on the detection stage. Currently there are several blind watermark detection algorithms that can provide good performance, but most of them are not optimal. In this study, we discuss the adaptive optimum detection system using the general Gaussian distribution approach and testing the Rao detector in the wavelet transform domain. In this system, before the detection process is carried out on an image, the image is first decomposed using a two-level *Discrete Wavelete Transform* (DWT) so as to produce several image sub-bands. After that, the *miu* value, variance, and absolute mean of each image sub-band were calculated. The value of these parameters is needed to estimate the shape parameter value of each image sub-band using the general Gaussian ratio function so that this detection system becomes an adaptive detection system. From the results of the study, it was found that images with watermarks had different characteristics compared to images without watermarks. The shape parameter value in the HH1 sub-band of images with a watermark is 1.9085, while in the HH1 sub-band of images without a watermark, it is 1.5664. The optimum detection is then realized by using the Rao detector to test the performance of the detection made. The results of the watermark detection test show that optimum detection is achieved when using a threshold value between 9-15 which is indicated by the small PFA and PFR values produced, which are around 10^{-3} .

Keywords: watermark detection, *Discrete Wavelete Transform* (DWT), *shape parameter*, generalized Gaussian distribution, Rao detector

I. PENDAHULUAN

Watermarking adalah proses menyisipkan *watermark* yang berisi informasi kepemilikan

tujuan atau data lain ke dalam suatu media lain tanpa mempengaruhi kualitas media yang disisipi *watermark* tersebut. Proses pada teknologi *watermarking* terdiri atas penyisipan, pendeteksian,

dan pengestraksian. Berdasarkan proses pendeteksiannya, *watermark* dapat digolongkan menjadi tiga jenis yaitu *blind*, *semi blind*, dan *non blind*. Pada pendeteksian *non blind*, pendeteksian dilakukan dengan menggunakan citra asli dan parameter-parameter yang telah ditentukan. Bila penerima gambar ber-*watermark* tidak memiliki citra asli, maka pendeteksian harus dilakukan dengan cara *blind* atau *semi blind*, dimana pendeteksian hanya menggunakan data *watermark*, kunci, atau parameter-parameter untuk melakukan pendeteksian.

Meskipun beberapa algoritma pendeteksian *blind watermark* yang telah ada dapat memberikan kinerja yang baik, namun sebagian besar dari algoritma tersebut tidak optimal. Misalnya saja pendeteksian yang melibatkan korelasi sederhana, tidak dapat mencegah terjadinya kesalahan bahkan jika desain *watermarking*-nya sempurna sekalipun. Karena pada pendeteksian ini terkadang *watermark* pada citra digital ber-*watermark* tidak terdeteksi, dan sebaliknya pada citra yang tidak ber-*watermark* terkadang terdeteksi adanya *watermark*. Salah satu penyebab kinerja detektor korelasi menjadi kurang optimal adalah karena tidak mempertimbangkan distribusi karakteristik dari gambar asli. Untuk menganalisa distribusi karakteristik suatu gambar, diterapkanlah sistem pendeteksian *blind* optimum dengan menggunakan deteksi asimtotik optimal adaptif yang dijabarkan dalam [1]. Dalam jurnal tersebut dijelaskan bahwa sebelum proses pendeteksian dilakukan terhadap suatu citra, citra yang akan dideteksi harus didekomposisi terlebih dahulu dengan menggunakan jenis transformasi DWT dua tingkat. Agar sistem pendeteksian ini menjadi sistem pendeteksian yang adaptif, diperhatikan juga distribusi karakteristik koefisien *wavelet* pada setiap *sub-band* gambar berbasis distribusi Gaussian umum atau yang sering disebut GGD (*Generalized Gaussian Distribution*). Dari koefisien gambar tersebut dihitung nilai *mean*, dan varians dari tiap *sub-band* untuk dapat mengestimasi nilai *shape parameter* dari tiap *sub-band* gambar dengan menggunakan fungsi rasio Gaussian umum. Penerapan distribusi Gaussian umum untuk pemodelan statistik pada koefisien gambar berbasis *Discrete Cosine Transform* (DCT) menghasilkan pendeteksian *blind watermarking* yang adaptif dengan performa yang lebih baik dibandingkan detektor korelasi linear [2]. Selain distribusi Gaussian umum, sebenarnya distribusi Weibull juga dapat menghasilkan pendeteksian yang optimum, namun dalam [3] dijelaskan bahwa distribusi Weibull diasumsikan untuk memperoleh magnitude dari koefisien domain DFT, sehingga menghasilkan detektor yang optimal. Namun

distribusi Weibull tidak dapat diaplikasikan secara langsung dalam domain transformasi lain seperti domain DWT dan DCT [1]. Untuk mengetahui performa suatu pendeteksian, perlu dilakukan pengujian. Pengujian performa pendeteksian dapat diuji dengan beberapa jenis pengujian seperti pengujian Rao, Likelihood ratio, dan Wald. Statistik pendeteksian Rao memerlukan komputasi yang lebih sederhana dibandingkan LRT [4]. Kelebihan lain detektor Rao adalah pengujian ini hanya memerlukan nilai *shape parameter* dan tidak memerlukan nilai *power watermark* [5]. Selain itu, penelitian Hongbo Bi dalam [6] juga menerangkan bahwa penggunaan detektor Rao menjamin nilai P_{FR} (*Probability False Rejection*) yang lebih rendah dibandingkan nilai P_{FA} (*Probability False Alarm*) yang diberikan. Penerapan pendeteksian menggunakan hipotesa Rao dengan menggunakan distribusi Gaussian umum atau yang dikenal sebagai Rao-GGD (*Generalized Gaussian Distribution*) menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan hipotesa Rao yang menggunakan distribusi Cauchy [7].

Pada penelitian ini, penulis mencoba menerapkan sistem pendeteksian *blind* optimum dengan menggunakan deteksi asimtotik optimal adaptif. Citra yang akan dideteksi harus didekomposisi terlebih dahulu dengan menggunakan jenis transformasi DWT dua tingkat. Untuk menghasilkan sistem pendeteksian yang adaptif, diperhatikan distribusi karakteristik koefisien *wavelet* pada setiap *sub-band* gambar berbasis GGD untuk kemudian diestimasi nilai *shape parameter*nya. Setelah estimasi *shape parameter* telah didapat, deteksi asimtotik optimal diuji dengan menggunakan pengujian detektor Rao. Nilai detektor Rao yang telah didapat dari setiap *sub-band* gambar, akan mempengaruhi perbedaan antara nilai P_{FA} dan P_{FR} yang dihasilkan.

II. METODE PENELITIAN

A. Penyisipan *Watermark*

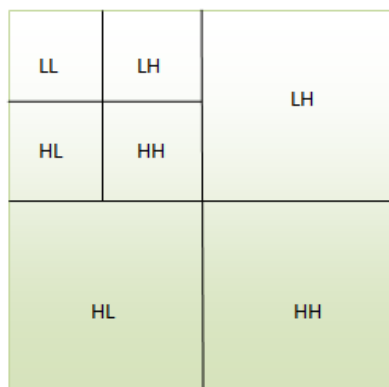
Proses penyisipan dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan dekomposisi gambar dengan menggunakan jenis transformasi DWT dua tingkat. *Watermark* disisipkan ke semua koefisien yang sesuai dengan *sub-band* dari transformasi dua level kecuali *sub-band* yang terkecil. Adapun *watermark* yang digunakan harus diubah ke bentuk biner terlebih dahulu, sebelum disisipkan ke gambar asli. Setelah dilakukan proses penyisipan, kemudian dilakukan proses *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT) untuk membentuk citra hasil dari penyisipan *watermark*.

1) *Dekomposisi Citra Digital Menggunakan DWT Dua Tingkat*: Transformasi *wavelet* adalah sebuah teknik modern yang sering digunakan pada pemrosesan gambar digital, kompresi gambar, *watermarking*, dll. Pada seri DWT, penggambaran sebuah skala waktu sinyal digital didapatkan dengan menggunakan teknik filterisasi digital. Secara garis besar proses dalam teknik ini adalah dengan melewati sinyal yang akan dianalisis pada filter dengan frekuensi dan skala yang berbeda.

Wavelet dapat direalisasikan menggunakan iterasi filter dengan penskalaan. Resolusi dari sinyal, yang merupakan rata-rata dari jumlah detail informasi dalam sinyal, ditentukan melalui filterasi ini dan skalanya didapatkan dengan *upsampling* dan *downsampling* (*subsampling*).

DWT memiliki *multi-resolution analysis* sinyal domain-waktu dengan menggunakan resolusi yang berbeda sehingga DWT memiliki analisa frekuensi spasial yang baik [8]. Sinyal yang akan dianalisis harus dilewatkan dalam dua filterisasi DWT yaitu *highpass filter* dan *lowpass filter* agar frekuensi dari sinyal tersebut dapat dianalisis. *Highpass filter* digunakan untuk menganalisis frekuensi tinggi dan *lowpass filter* digunakan untuk menganalisis frekuensi rendah [9]. Frekuensi tinggi lebih baik dianalisa dalam waktu, dan frekuensi rendah lebih baik dianalisa dalam frekuensi. Teknik DWT ini baik untuk memproses sinyal yang memiliki resolusi tinggi untuk durasi yang singkat dan sinyal yang memiliki resolusi rendah untuk durasi yang panjang, seperti gambar dan *frame* video [8].

Gambar 1 menunjukkan pembagian frekuensi dan pengelompokannya dengan LL = *Low Low Frequency (most importance)*, LH = *Low High Frequency (more lesser importance)*, HL = *High Low Frequency (lesser importance)*, dan HH = *High High Frequency (most less importance)*. Bila proses dekomposisi gambar menggunakan DWT dua tingkat, maka proses yang perlu dijalankan adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Pembagian frekuensi dan pengelompokannya

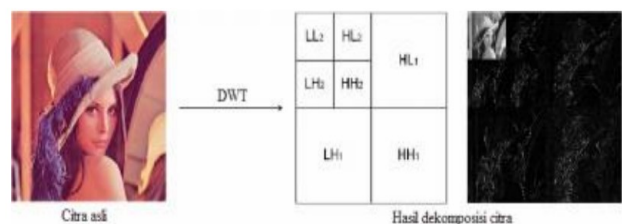
1. Dekomposisi citra digital satu tingkat menghasilkan rentang frekuensi LL1, LH1, HL1, dan HH1.
2. Dekomposisi citra digital dua tingkat menghasilkan LL2, LH2, HL2, dan HH2 seperti terlihat pada Gambar 2.

Setelah dilakukan proses DWT dua tingkat, didapat hasil berupa beberapa *sub-band* gambar yang terdiri atas LH₁, HL₁, HH₁, LL₂, LH₂, HL₂, dan HH₂. Pengimplementasiannya dalam program, dituliskan sebagai berikut:

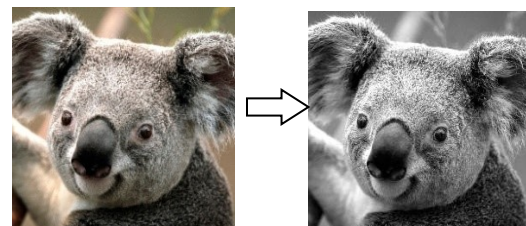
```
%DWT level pertama
[cA1, cH1, cV1, cD1]=dwt2(X, 'db1');
%DWT level kedua
[cA2, cH2, cV2, cD2]=dwt2(cA1, 'db1');
```

Citra asli yang akan digunakan pada penelitian ini dapat berformat RGB (*true color*) atau *grayscale* (keabuan). Namun proses pembentukan citra *watermark* pada jurnal ini hanya digunakan citra dengan format *grayscale*, sehingga bila citra yang akan digunakan berformat RGB, maka harus diubah dahulu menjadi citra berformat *grayscale*. Pada Gambar 3 ditunjukkan citra yang digunakan oleh penulis adalah citra RGB dengan ukuran 256x256 dan format gambar JPG, yang kemudian diubah menjadi citra berformat *grayscale*.

2) *Binerisasi Citra Watermark*: Sebelum dilakukan penyisipan *watermark*, *watermark* terlebih dahulu diubah menjadi citra *grayscale* kemudian menjadi bentuk biner. Transformasi *watermark* menjadi bentuk biner dimulai ketika mengganti bit 0 untuk sebuah piksel berwarna hitam dan bit 1 untuk piksel berwarna putih. Namun



Gambar 2. Dekomposisi citra menggunakan DWT dua tingkat



Gambar 3. Citra RGB menjadi citra *grayscale*

dalam jurnal ini nilai biner yang digunakan ialah -1 dan 1, sedangkan nilai batas *threshold* yang digunakan sebesar 128, karena koefisien yang terdapat pada gambar *watermark* yang digunakan mempunyai nilai minimum 0 dan maksimum 255. Pertengahan antara 0 dan 255 ialah 128, sehingga ditentukan bahwa nilai bit diubah menjadi -1 jika koefisien *watermark* kurang dari 128 dan bit diubah menjadi 1 jika koefisien *watermark* lebih dari 128. Citra *watermark* yang digunakan resolusinya harus lebih kecil dari citra gambar asli. Ukuran citra maksimal yang mampu disisipkan adalah setengah dari panjang dan lebar citra asli. Hal ini dikarenakan proses dekomposisi DWT ini mengacu pada aturan Nyquist dimana frekuensi komponen sampel harus kurang atau sama dengan setengah dari frekuensi sampling [9]. Pada penelitian ini, citra *watermark* yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 4, dengan ukuran 64x64 atau seperempat dari citra asli. Semakin kecil ukuran *watermark* yang disisipkan, maka citra ber-*watermark* yang dihasilkan semakin baik.

3) *Proses Penyisipan Watermark*: Setelah citra asli didekomposisi dan *watermark* dibinerisasi, *watermark* disisipkan ke semua koefisien yang sesuai dengan *sub-band* dari transformasi DWT dua tingkat kecuali *sub-band* yang terkecil yaitu LL_2 , dengan persamaan:

$$Y[k] = X[k] + aW[k] \quad (1)$$

dengan:

k = indeks dari koefisien transformasi dimana *watermark* disisipkan

Y = gambar ber-*watermark*

X = gambar asli

W = *watermark*

a = parameter amplitud atau *power watermark* (faktor skala persentase dari citra asli dan citra *watermark* pada citra yang telah disisipi *watermark*)

Setelah dilakukan proses penyisipan, selanjutnya dilakukan pembentukan kembali citra melalui proses IDWT atau juga disebut sebagai proses rekonstruksi [10]. Proses rekonstruksi diawali dengan menggabungkan koefisien DWT dari yang berada pada akhir dekomposisi dengan sebelumnya meng-*upsample* melalui *highpass filter* dan *lowpass filter*. Dalam program proses tersebut dituliskan sebagai berikut:



Gambar 4. Citra *watermark*

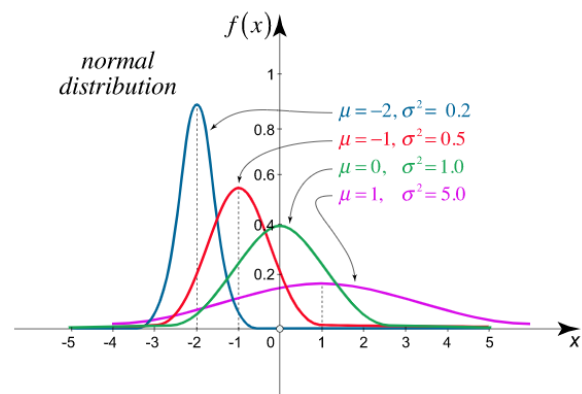
```
%invers dwt level pertama
X2=idwt2(cA2,outH2,outV2,outD2,'dbl');
%invers dwt level kedua
X1=idwt2(X2,outH1,outV1,outD1,'dbl');
```

B. Pemilihan Metode Pendekatan Statistik

Dalam sistem pendeteksian *watermark* terdapat beberapa pendekatan yang dapat dilakukan, antara lain dengan melakukan langkah kebalikan dari penyisipan *watermark* ataupun dengan pendekatan eksploitasi model statistik dan penggunaan kriteria pengoptimalan yang mengarah ke persamaan pendeteksian. Untuk itu diperlukan pemilihan metode pendekatan statistik yang akan digunakan dalam proses pendeteksian.

Beberapa contoh metode pendekatan statistik ini adalah metode *maximum likelihood* dan pengujian Neyman-Pearson [11]. Pada penelitian ini pendekatan statistik yang digunakan adalah dengan menggunakan distribusi Gaussian umum atau GGD (*Generalized Gaussian Distribution*). Distribusi Gauss atau distribusi normal adalah distribusi dari variabel acak kontinu. Kata 'normal' disini diartikan sebagai suatu model matematik yang menggambarkan penyebaran probabilitas dari pengamatan yang tidak terbatas dan diukur terus menerus. Distribusi normal merupakan kurva yang mempunyai dua parameter, yaitu μ atau mean, dan σ atau standar deviasi. Kumpulan distribusi normal biasa disebut dengan *normal probability density function* atau normal pdf. Gambar 5 menunjukkan grafik suatu normal pdf. Distribusi standar normal mempunyai $\mu=0$ dan $\sigma=1$ yang ditunjukkan dengan kurva warna hijau.

Untuk dapat mendeteksi keberadaan *watermark*, terdapat dua nilai statistik yang harus dihitung yaitu nilai variabel pendeteksian dan nilai ambang batas (*threshold*).



Gambar 5. Normal Probability Density Function [12]

C. Pendeteksian *Watermark*

Prinsip pendeteksian *watermark* adalah untuk mendeteksi keberadaan *watermark* pada sebuah citra digital. Pendeteksian *watermark* dapat dilihat sebagai masalah pendeteksian sinyal yang diketahui di dalam lingkungan yang memiliki *noise*. Koefisien gambar merepresentasikan kanal dengan *noise*, dan *watermark* merepresentasikan sinyal yang akan dideteksi. Pada penelitian ini metode pendeteksian *watermark* yang digunakan adalah dengan menggunakan pengujian Rao yang merupakan pengujian hipotesis biner.

Sebelum dilakukan pendeteksian, citra digital harus didekomposisi terlebih dahulu. Cara yang digunakan sama seperti dekomposisi saat penyisipan yaitu menggunakan jenis transformasi DWT dua tingkat. Hasil dari dekomposisi citra yang akan dideteksi adalah berupa *sub-band* yang terdiri atas LH_1 , HL_1 , HH_1 , LL_2 , LH_2 , HL_2 , dan HH_2 . Semua *sub-band* tersebut dianalisa, kecuali *sub-band* yang terkecil LL_2 , karena *sub-band* tersebut tidak disisipi *watermark*. Langkah-langkah pendeteksian *watermark* adalah sebagai berikut:

1. Citra yang akan dideteksi diubah terlebih dahulu ke bentuk *grayscale* bila citra tersebut sebelumnya merupakan citra RGB.
2. Citra yang telah berjenis *grayscale* didekomposisi dengan jenis transformasi DWT dua tingkat, hingga didapat *sub-band* gambar.
3. Dari setiap *sub-band* tersebut, dihitung nilai *miu*, *varians* dan *absolute mean* untuk mendapatkan nilai estimasi parameter bentuk dengan menggunakan fungsi rasio Gaussian umum.
4. Distribusi karakteristik dari setiap *sub-band* gambar diplot dengan menggunakan Model Gaussian umum, dimana koefisien dari *sub-band* tersebut diaproksimasi menggunakan Gaussian umum pdf.
5. Dari setiap *sub-band* tersebut dihitung nilai detektor Rao, untuk dapat merealisasikan deteksi asimtotik optimal.
6. Setelah itu, dihitung nilai *Probability False Alarm* (P_{FA}) dan *Probability False Rejection* (P_{FR}), untuk kemudian keduanya diplot dalam bentuk kurva yang disebut sebagai kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC).

Berikut merupakan penjelasan dari tiap tahapan proses pendeteksian di atas.

1) *Perhitungan Parameter-Parameter yang Diperlukan*: Deteksi asimtotik optimal diperoleh dengan terlebih dahulu mengestimasi parameter bentuk dari setiap koefisien *wavelet* pada setiap *sub-band* gambar dengan menggunakan fungsi rasio Gaussian umum. Berikut ini dijabarkan hubungan antara varians, rata-rata nilai absolut, dan parameter

bentuk yang disebut sebagai fungsi rasio Gaussian umum sebagai berikut.

$$r(\beta) = \frac{\sigma_Y^2}{E^2[|Y|]} = \frac{\Gamma(\frac{1}{2}(1+\beta)) \cdot \Gamma(\frac{3}{2}(1+\beta))}{\Gamma^2(1+\beta)} \quad (2)$$

dengan:

σ_Y^2 = varians

$E^2[|Y|]$ = rata-rata nilai absolut

β = parameter bentuk

Y = koefisien *wavelet* pada setiap *sub-band* gambar

Adapun σ_Y^2 , μ_Y dan $E[|Y|]$ dicari dengan menggunakan rumus:

$$\mu_Y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i. \quad (3)$$

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \mu_Y)^2 \quad (4)$$

$$E[|Y|] = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N |Y_i - \mu_Y| \quad (5)$$

dengan N adalah jumlah sampel data.

2) *Fitting Model dan Estimasi Nilai Shape Parameter*: Setelah nilai rasio Gaussian umum telah didapat untuk setiap *sub-band* gambar, kini dapat diperkirakan nilai parameter bentuknya. *Fitting model* atau model penyesuaian ditetapkan untuk mendapatkan fungsi *fitting*. Dalam jurnal [1] dengan menggunakan model hiperbolic, didapat model fungsi *fitting* adalah $y - b = \frac{k}{x-a}$, sehingga fungsi *fitting* dapat ditulis sebagai:

$$\beta = 8.285 - \frac{25.98}{r+1.564} \quad (6)$$

dimana r adalah nilai rasio Gaussian umum yang telah didapat.

3) *Deteksi Adaptif berbasis Model Gaussian Umum*: Agar sistem pendeteksian ini menjadi sistem pendeteksian yang adaptif, diperhatikan juga distribusi karakteristik koefisien *wavelet* pada setiap *sub-band* gambar berbasis distribusi Gaussian umum. Distribusi karakteristik pada gambar *watermark* ditetapkan dengan menggunakan model Gaussian umum dimana koefisien dari *sub-band* gambar diaproksimasi oleh PDF (*Probability Density Function*) Gaussian umum dengan nilai varians dan parameter bentuk yang telah didapat dari masing-masing *sub-band*. Dengan rumus di bawah ini, distribusi karakteristik pada *sub-band* gambar dapat direpresentasikan menggunakan distribusi Gaussian umum.

$$p(X[k]) = \frac{c_1(\beta)}{\sqrt{\sigma^2}} \exp\left(-c_2(\beta) \left|\frac{X[k]}{\sqrt{\sigma^2}}\right|^{\frac{2}{1+\beta}}\right) \quad (7)$$

dengan $c_1(\beta)$ dan $-c_2(\beta)$:

$$c_1(\beta) = \frac{\Gamma^{1/2}\left(\frac{3}{2}(1+\beta)\right)}{\left((1+\beta)\Gamma^{3/2}\left(\frac{1}{2}(1+\beta)\right)\right)} \quad (8)$$

$$c_2(\beta) = \frac{\Gamma\left(\frac{3}{2}(1+\beta)\right)}{\left(\Gamma\left(\frac{1}{2}(1+\beta)\right)\right)} \quad (9)$$

dengan:

$X[k]$ = koefisien wavelet pada *sub-band* gambar
 β = parameter bentuk ($\beta > -1$)
 σ^2 = varians
 Γ = fungsi Gamma

4) *Realisasi Detektor*: Masalah dari pendeteksian *watermark* ialah pengujian dasar hipotesis biner dari statistik. H_0 berarti tidak ada *watermark* yang terdeteksi setelah dilakukan test pada gambar dan H_1 berarti *watermark* ada pada gambar. Dengan demikian, bentuk uji hipotesis akan menjadi:

$$H_0: Y[k] = X[k]$$

$$H_1: Y[k] = X[k] + aW[k] \quad (10)$$

dengan:

k = indeks dari koefisien transformasi dimana *watermark* disisipkan
 Y = gambar ber-*watermark*
 X = gambar asli tertransformasi
 W = *watermark* dua dimensi yang disisipkan dalam gambar asli yang tertransformasi
 a = kekuatan *watermark*

Dalam proses pendeteksian *watermark*, terdapat dua nilai statistik yang harus dihitung yaitu nilai variabel pendeteksian dan nilai ambang batas *threshold* (γ'). Jika nilai variabel pendeteksian lebih besar dari *threshold*, maka terdeteksi adanya *watermark*. Namun jika nilai variabel pendeteksian lebih kecil dari *threshold*, maka tidak terdeteksi adanya *watermark* [11].

Dalam penelitian ini, perhitungan variabel pendeteksian menggunakan detektor Rao. Kay dalam jurnalnya [4] telah membuktikan bahwa pengujian detektor Rao mempunyai kinerja asimptotik yang optimal yang setara dengan tes rasio kemungkinan umum (*Generalized Likelihood*

Ratio Test atau GLRT). Detektor Rao dapat dituliskan dalam rumus berikut.

$$D_R = \frac{\left(\sum \text{sgn}(Y[k])W[k]|Y[k]|^{\frac{1-\beta}{1+\beta}}\right)^2}{\sum |Y[k]|^{\frac{2(1-\beta)}{1+\beta}}} \quad (11)$$

dengan sgn adalah fungsi signum.

Detektor ini mengikuti distribusi *chi-squared* dengan kedua hipotesis deteksi. Distribusi detektor dalam H_0 adalah χ_1^2 yang merupakan distribusi *chi-squared* dengan satu derajat kebebasan, sedangkan pada H_1 distribusi detektor adalah $\chi'^2(1, \lambda)$ yang merupakan distribusi *chi-squared non-central* dengan satu derajat kebebasan dan λ sebagai parameter *non-centrality*. Karena variabel acak yang mengikuti distribusi $\chi'^2(1, \lambda)$ ekuivalen dengan kuadrat variabel acak normal dengan nilai rata-rata $\sqrt{\lambda}$ dan varians = 1, maka dirumuskan persamaan untuk mencari P_{FA} dan P_{FR} sebagai berikut [1]:

$$P_{FA} = \Pr\{D_R > \gamma'; H_0\} = 2Q(\sqrt{\gamma'})$$

$$P_{FR} = \Pr\{D_R < \gamma'; H_1\} = 1 - Q(\sqrt{\gamma'} - \sqrt{\lambda}) - Q(\sqrt{\gamma'} + \sqrt{\lambda}) \quad (12)$$

dengan γ' adalah nilai *threshold* pendeteksian dan Q adalah *Q-function* atau *tail probability* dari standar normal distribution [14]. Untuk mendapatkan estimasi empiris dari γ' , tetapkan terlebih dahulu nilai tetap dari P_{FA} [4], [15]. Nilai P_{FA} biasanya berkisar antara 10^{-3} sampai 10^{-12} [16]. Pada penelitian ini digunakan nilai $P_{FA}=10^{-3}$, sehingga bila menggunakan (12), didapat nilai γ' sebesar 10,28. Performa pendeteksian *watermark* juga bergantung pada λ sebagai parameter *non-centrality* yang didefinisikan sebagai:

$$\lambda = Na^2 i(a) \quad (13)$$

dan $i(a)$ adalah *fisher information* yang ditulis dengan rumus:

$$i(a) = \frac{4\Gamma\left(\frac{3-\beta}{2}\right)\Gamma\left(\frac{3}{2}(1+\beta)\right)}{(1+\beta)^2 \sigma_Y^2 \Gamma^2\left(\frac{1}{2}(1+\beta)\right)} \quad (14)$$

Nilai P_{FR} diusahakan berada pada nilai yang relatif rendah untuk nilai P_{FA} yang ditentukan sebelumnya untuk meningkatkan kehandalan pendeteksian [6].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian Penyisipan

Dari hasil proses penyisipan dengan menggunakan gambar asli seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3 dan *watermark* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, didapat hasil gambar ber-*watermark* yang ditunjukkan pada Gambar 6. Proses penyisipan dilakukan merujuk pada (1) dengan menggunakan nilai $\alpha = 0,01$ didapatkan *peak signal-to-noise ratio* (PSNR) gambar ber-*watermark* sebesar 63,3413 dB dan *mean squared error* (MSE) sebesar 0,0301. Penggunaan nilai α sangat berpengaruh terhadap kualitas gambar ber-*watermark* yang dihasilkan. Pengaruh penggunaan α saat proses penyisipan menggunakan DWT menunjukkan semakin besar nilai α maka semakin rendah nilai PSNR yang dihasilkan dan sebaliknya [13]. Namun nilai α yang kecil akan meningkatkan nilai P_{FR} saat pendeteksian, karena semakin kecil nilai *power watermark*, maka *watermark* akan semakin sulit terdeteksi [6].

Adapun nilai PSNR dan MSE didapat menggunakan rumus:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ dB} \quad (17)$$

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{(i,j)} - Y_{(i,j)})^2 \quad (18)$$

dengan:

$X_{(i,j)}$ = koefisien gambar asli

$Y_{(i,j)}$ = koefisien gambar ber-*watermark*

B. Hasil Pengujian Pendeteksian

Proses pendeteksian diawali dengan mendekomposisi terlebih dahulu gambar yang akan diuji dengan menggunakan jenis transformasi DWT dua tingkat. Hasil dari tiap tahapan pendeteksian dijelaskan sebagai berikut:

1) *Perbandingan nilai parameter-parameter yang didapat pada gambar berwatermark dan gambar tidak berwatermark*: Tabel 1 dan Tabel 2 menunjukkan hasil perhitungan parameter-parameter dari dua gambar yang diuji yaitu gambar berwatermark dan gambar tidak berwatermark.



Gambar 6. Gambar ber-*watermark*

Nilai μ_Y (μ_Y) dihitung dengan menggunakan (3) yang ditulis didalam program Matlab dan dengan jumlah $N=64 \times 64$, begitu juga dengan nilai varians (σ_Y^2) yang dihitung dengan menggunakan (4), kemudian nilai *absolute mean* ($E^2[|Y|]$) dihitung dengan menggunakan (5). Setelah itu, menghitung rasio fungsi Gaussian umum menggunakan (2), dengan parameter yang telah didapat yaitu varians dan *absolute mean* kuadrat. Nilai varians dan *absolute mean* kuadrat juga dapat dihitung menggunakan (2) apabila nilai parameter bentuk telah diketahui. Terlihat pada Tabel 1 dan Tabel 2, bahwa nilai μ_Y dan varians pada *sub-band* gambar ber-*watermark* rata-rata memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan nilai μ_Y dan varians pada *sub-band* gambar tidak ber-*watermark*. Hal ini dikarenakan koefisien-koefisien pada gambar ber-*watermark* telah mengalami penyisipan *watermark* sehingga nilai koefisien berubah jika dibandingkan dengan gambar yang tidak disisipi *watermark*.

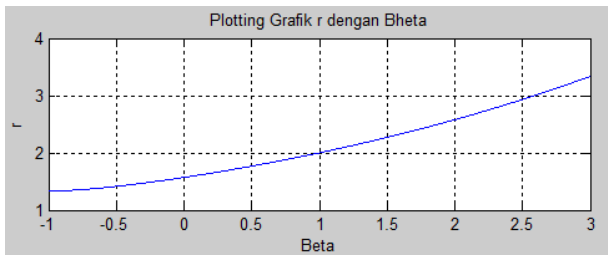
2) *Perbandingan nilai estimasi parameter bentuk yang didapat pada gambar ber-watermark dan gambar tidak ber-watermark*: Bila nilai rasio Gaussian umum telah didapat, nilai estimasi parameter bentuk dapat dicari dengan menggunakan *fitting model*. *Fitting model* merupakan plot kurva rasio Gaussian umum pada (2) terhadap β (*shape parameter*), dimana nilai *shape parameter* yang dimasukkan ialah antara -1 sampai 3 dengan kenaikan nilai sebesar 0,0001. Hasil kurva tersebut dapat dilihat pada Gambar 7.

Tabel 1. Perhitungan parameter-parameter dari setiap *sub-band* gambar ber-*watermark*

<i>Sub-band</i>	μ_Y	σ_Y^2
HH1	-0,3209	8,5332
HH2	0,2930	3,3152
HL1	0,3243	3,5489
HL2	0,3759	2,0523
LH1	1,8947	2,2586
LH2	1,3599	2,2049

Tabel 2. Perhitungan parameter-parameter dari setiap *sub-band* gambar tidak ber-*watermark*

<i>Sub-band</i>	μ_Y	σ_Y^2
HH1	-0,2853	4,4858
HH2	0,0979	3,1607
HL1	0,1437	3,2248
HL2	0,3557	2,0907
LH1	1,8485	2,2500
LH2	1,3165	2,1993



Gambar 7. Kurva rasio gaussian umum terhadap *shape parameter* (fitting model)

Tabel 3. Nilai estimasi *shape parameter* dari setiap *sub-band* gambar ber-*watermark*

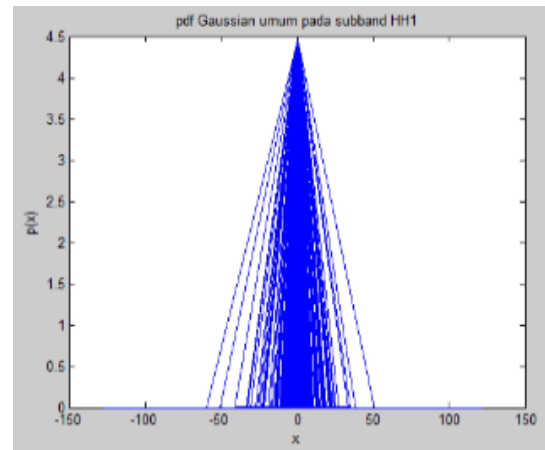
Sub-band	$r(\beta)$	β
HH1	2,5103	1,9085
HH2	2,1992	1,3813
HL1	2,2231	1,4249
HL2	2,0136	1,0232
LH1	2,0542	1,1046
LH2	2,0442	1,0848

Tabel 4. Perhitungan nilai estimasi *shape parameter* dari setiap *sub-band* gambar tidak ber-*watermark*

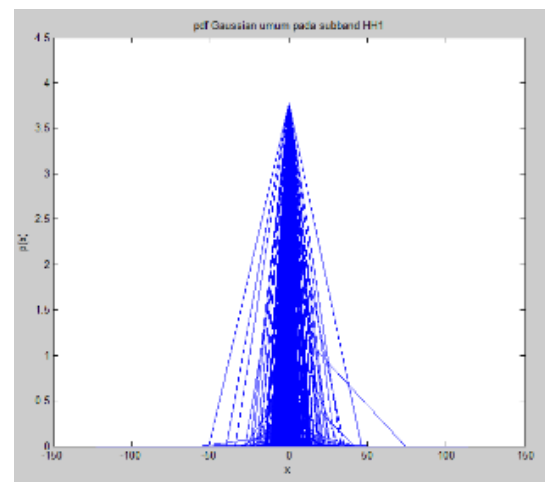
Sub-band	$r(\beta)$	β
HH1	2,3029	1,5664
HH2	2,1822	1,3499
HL1	2,1894	1,3632
HL2	2,0217	1,0395
LH1	2,0526	1,1015
LH2	2,0432	1,0827

Cara membacanya ialah dengan mencocokkan nilai rasio yang telah didapat terhadap nilai β sesuai garis kurva yang telah diplot. Contohnya, untuk nilai rasio = 2, tarik garis lurus ke samping hingga menyentuh kurva dan ditarik garis lurus ke bawah hingga mendapat nilai $\beta=1$, menunjukkan untuk nilai rasio = 2, maka nilai *shape parameter* = 1. Estimasi *shape parameter* adalah dengan menggunakan fungsi *fitting*. Untuk kasus ini, fungsi *fitting* yang didapat terdapat pada (6). Hasil perhitungan nilai estimasi parameter dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4. Dari Tabel 3 dan 4 terlihat bahwa *shape parameter* dari *sub-band* gambar ber-*watermark* rata-rata memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan *shape parameter* gambar tidak ber-*watermark*. Hal ini diakibatkan dari adanya perbedaan nilai *varians* dan nilai *absolute mean* ($E^2[|Y|]$) kedua gambar uji tersebut.

3) *Perbandingan distribusi karakteristik koefisien wavelet berbasis model Gaussian umum pada setiap subband gambar*: Distribusi karakteristik koefisien wavelet pada setiap *sub-band* gambar dapat dicari dengan menggunakan (7). Dalam rumus ini, terdapat beberapa parameter yang



(a)



(b)

Gambar 8. Perbandingan distribusi karakteristik koefisien *wavelet* berbasis model Gaussian umum: (a) *sub-band* HH1 gambar ber-*watermark*; (b) *sub-band* HH1 gambar tidak ber-*watermark*

digunakan, yaitu *shape parameter* dan *varians*. Nilai *varians* yang digunakan pada persamaan ini, nilainya ialah σ_Y^2/n , dimana σ_Y^2 didapat dari (4) dan $n=64 \times 64$. Jika populasi dari mana sampel-sampel diambil terdistribusi normal dengan mean μ_Y dan *varians* σ_Y^2 , maka mean sample akan terdistribusi normal dengan mean μ_Y dan *varians* σ_Y^2/n .

Hasil nilai $p(X[k])$ yang didapat pada (7), kemudian diplot terhadap $X[k]$ sehingga dapat ditampilkan distribusi karakteristik yang terdapat pada *sub-band* tersebut. Distribusi karakteristik koefisien *wavelet* berbasis model Gaussian umum pada salah satu *sub-band* gambar ber-*watermark* dan gambar tidak ber-*watermark*, ditampilkan pada Gambar 8. Dapat dilihat pada tabel tersebut, bahwa distribusi karakteristik pada *sub-band* gambar yang ber-*watermark* berbeda dengan distribusi karakteristik pada *sub-band* gambar yang tidak ber-*watermark*.

Tabel 6. Perhitungan nilai detektor Rao dan Lamda pada gambar ber-watermark

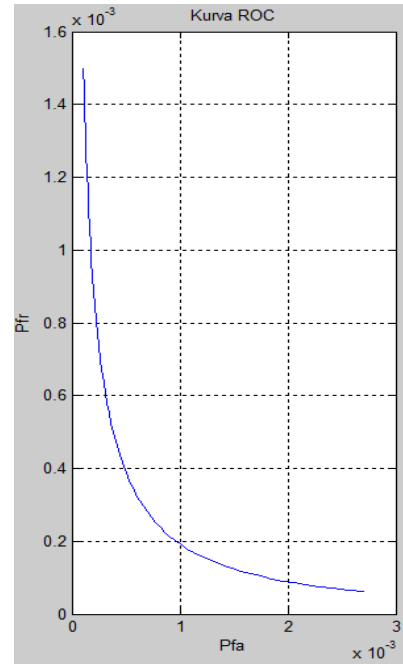
<i>Sub-band</i>	D_R	λ
HH1	2,8672	46,7937
HH2	0,5416	10,0001
HL1	0,3624	11,3396
HL2	0,1673	2,4654
LH1	0,2234	6,0134
LH2	1,8616	2,5910

Tabel 7. Perhitungan nilai detektor Rao dan Lamda pada gambar tidak ber-watermark

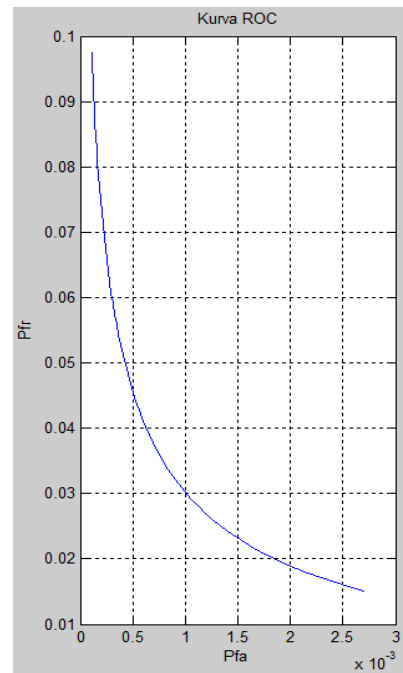
<i>Sub-band</i>	D_R	λ
HH1	0,2163	26,7117
HH2	0,1523	9,8021
HL1	0,1197	10,8858
HL2	0,0330	2,5341
LH1	3,0799	6,2559
LH2	1,2804	2,5916

4) Nilai parameter yang dibutuhkan untuk realisasi detektor pada gambar berwatermark: Tahap selanjutnya yaitu pengujian nilai detektor Rao. Realisasi detektor pada penelitian ini menggunakan detektor Rao yang terdapat pada (11). *Watermark* yang digunakan dalam (11), ialah *watermark* yang telah mengalami proses binerisasi sehingga nilai yang terdapat di dalamnya beranggotakan biner yaitu ($W[k] \in \{-1,1\}$). Hasil dari nilai detektor Rao dapat dilihat pada Tabel 6 dan Tabel 7. Terlihat, bahwa nilai detektor Rao berbeda pada tiap *sub-band* gambar. Selain dipengaruhi nilai koefisien gambar yang diuji dan nilai koefisien watermark, nilai detektor Rao juga dipengaruhi oleh nilai *shape parameter*. Setelah nilai detektor Rao didapat, selanjutnya dihitung nilai Lamda dan nilai Fisher information yang didapat dari (13) dan (14), dengan nilai $\alpha = 0,01$.

Kurva ROC sub-band HH1 pada gambar berwatermark: Kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) pada Gambar 9 dan Gambar 10 menunjukkan nilai P_{FA} dan P_{FR} yang dihasilkan pada kedua gambar uji. Kurva ROC digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari sistem pendeteksian yang digunakan. Dari (12), setelah melakukan beberapa kali percobaan dengan menggunakan beberapa nilai pendekatan P_{FA} yang berbeda-beda, didapat nilai yang paling optimum yaitu dengan menggunakan nilai pendekatan $P_{FA}=10^{-3}$, hingga didapat nilai γ' (*threshold*) sebesar 10,28. Nilai optimum tersebut dilihat dari nilai PFA dan nilai PFR yang kecil, berkisar antara 10^{-3} . Pada kurva ditampilkan variasi nilai PFA dan P_{FR} untuk nilai *threshold* antara 9-15.



Gambar 9. Kurva ROC sub-band HH1 pada gambar ber-watermark



Gambar 10. Kurva ROC sub-band HH1 pada gambar tidak ber-watermark

Pada Gambar 9 dan Gambar 10 terlihat nilai P_{FR} yang didapat pada gambar ber-watermark lebih kecil dibandingkan nilai P_{FR} pada gambar tidak ber-watermark (gambar asli). Nilai P_{FR} yang kecil menunjukkan semakin kecil kemungkinan kesalahan dalam mendeteksi keberadaan *watermark* pada suatu gambar. Atau dengan kata lain probabilitas terdeteksinya *watermark* pada gambar

ber-*watermark* lebih besar dibandingkan probabilitas terdeteksinya *watermark* pada gambar asli. Perbedaan nilai P_{FR} pada kedua gambar uji dipengaruhi oleh nilai λ yang didapat pada tahapan sebelumnya. Semakin besar nilai λ maka semakin kecil nilai P_{FR} yang didapat. Hal ini juga dipengaruhi oleh nilai *power watermark* yang digunakan. Semakin besar nilai *power watermark*, semakin besar nilai λ yang dihasilkan dan semakin kecil nilai P_{FR} yang didapat, sehingga *watermark* lebih mudah terdeteksi.

IV. KESIMPULAN

Setiap gambar memiliki karakteristik yang berbeda. Hal ini dibuktikan dalam penelitian bahwa gambar yang telah disisipi *watermark*, walaupun terlihat sama dengan gambar asli yang belum disisipi *watermark*, ternyata memiliki karakteristik gambar yang berbeda meskipun nilai PSNR yang didapat cukup besar dan nilai MSE sangat kecil. Perbedaan karakteristik tersebut ditunjukkan dengan perbedaan nilai *miu*, *varians*, *shape parameter*, dan perbedaan nilai rata-rata distribusi karakteristik koefisien *wavelet* yang dihasilkan. Didapat hasil nilai *shape parameter* pada *sub-band* HH1 pada gambar ber-*watermark* didapat sebesar 1,9085 sedangkan pada *sub-band* HH1 gambar tidak ber-*watermark* sebesar 1,5664. Nilai *shape parameter* yang didapat, mempengaruhi nilai detektor Rao dan nilai λ . Perubahan nilai λ berpengaruh terhadap nilai P_{FR} , sehingga berpengaruh juga terhadap kurva ROC yang dihasilkan. Pendeteksian *watermark* dengan menggunakan estimasi nilai *shape parameter* ini menghasilkan pendeteksian *watermark* yang adaptif dalam domain DWT. Hasil pengujian pendeteksian *watermark* menunjukkan bahwa pendeteksian optimum dicapai ketika menggunakan nilai *threshold* antara 9-15, yang ditunjukkan dengan kecilnya nilai P_{FA} dan P_{FR} yang dihasilkan yaitu sekitar 10^{-3} . Untuk penelitian lebih lanjut, dapat diteliti mengenai metode lain untuk mencari nilai *threshold* untuk mendapatkan nilai P_{FR} yang lebih optimum. Selain itu dapat juga diteliti mengenai efisiensi metoda pendeteksian *watermark* ini dibandingkan dengan metode lain, sehingga didapat metode pendeteksian *watermark* yang lebih optimum dan lebih efisien.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada P3M Politeknik Negeri Bandung yang telah mendanai penelitian ini melalui Skema Penelitian Mandiri

DIPA POLBAN tahun 2021, Nomor: 105.8/PL1. R7/PG.00.03/2021.

REFERENSI

- [1] X. Y. Liu, G. Kun, and W. F. Chen, "A Blind Watermarking Optimal Detection Based On The Wavelet Transform Domain," *School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China*, 2007.
- [2] Z. Li and T. Wang, "A Novel Blind Image Watermark Detection Algorithm Based on Generalized Gaussian Distribution," in *3rd International Conference on Artificial Intelligence and Industrial Engineering (AIIE)*, 2017.
- [3] M. Barni, F. Bartolini, A. De Rosa, and A. Piva, "A new decoder for the optimum recovery of nonadditive watermarks," in *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, pp. 755-766, 2001.
- [4] R. Kwitt, P. Meerwald and A. Uhl, "Lightweight Detection of Additive Watermarking in the DWT-Domain," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 2, pp. 474-484, Feb, 2011.
- [5] A. Mairgiotis, C. Koliopanos, and L. P. Kondi, "Rao based watermark detector through two-level hierarchical prior in transform domain," in *PCI 2017: Proceedings of the 21st Pan-Hellenic Conference on Informatics*, No. 33, pp. 1-6, 2017.
- [6] H. Bi, Y. Liu, M. Wu, and Y. Ge, "NSCT Domain Additive Watermark Detection Using RAO Hypothesis Test and Cauchy Distribution," in *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- [7] A. Mairgiotis, L. P. Kondi and Y. Yang, "Weak Signal Watermark Detection Through Rao-T Hypothesis and Lightweight Detection," in *25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 1698-1702, 2018.
- [8] S. Muthumanickam and C. Arun, "An efficient blind detection watermarking algorithm using range conversion method," *Springer-Verlag GmbH Germany, Microsyst Technol (2018)* 24:1565–1575, 2017.
- [9] A. R. Hakim, "Analisa Perbandingan Watermarking Image Menggunakan Discrete Wavelet Transform," Universitas Indonesia, 2012.
- [10] I. Pertiwi, "Implementasi Watermarking Citra Digital Menggunakan Discrete Wavelet Transform," Politeknik Negeri Bandung, 2011.
- [11] M. Gonzalez-Lee *et al.*, "Exploring the Cross-Correlation as a Means for Detecting Digital Watermarks and Its Reformulation Into the Fractional Calculus Framework," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 71699-71718, 2018.
- [12] (2021) Math24 website [Online]. Available: <https://www.math24.net/probability-density-function>
- [13] M. Ruswiansari, A. Novianti, and Wirawan, "Implementasi Discrete Wavelet Transform (DWT) Dan Singular Value Decomposition (SVD) Pada

- Image Watermarking,” *Jurnal Elektro Telekomunikasi Terapan*, Juli, 2016.
- [14] B. Ahmaderaghi, F. Kurugollu, J. Rincon, and A. Bouridane, “Blind image watermark detection algorithm based on discrete shearlet transform using statistical decision theory,” *IEEE Transactions on Computational Imaging* (4), pp. 46-59, 2018.
- [15] H. Bi, Y. Liu, Y. Ge, Y. Zhang, and M. Wu, “Watermark Detection in NSCT-Domain,” *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, 10, 1-12, 2016.
- [16] K. Zebbiche, F. Khelifi, and K. Loukhaoukha, “Robust additive watermarking in the DTCWT domain based on perceptual masking,” *Multimed Tools Appl*, 77:21281–21304, 2018.

