

Blind Steganalysis pada Citra Digital dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan

Cilvia Sianora Putri

Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung
Jl. Ganesha 10 Bandung, Indonesia
cilvia.sianora@gmail.com

Rinaldi Munir

Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung
Jl. Ganesha 10 Bandung, Indonesia
rinaldi@informatika.org

Abstract—Blind steganalysis adalah metode pendeteksian pesan yang tersembunyi dalam citra digital tanpa mengetahui algoritma steganografi yang digunakan. Pada penelitian ini dilakukan pengekstrakan fitur histogram dari citra digital yang telah dilakukan transformasi Haar-DWT. Citra digital yang digunakan hanya yang berformat JPEG. Fitur yang telah diekstraksi menjadi masukan dalam classifier jaringan saraf tiruan. Pembelajaran dilakukan menggunakan algoritma Backpropagation, Resilient Backpropagation (RPROP), dan Scaled Conjugate Gradient (SCG). Dilakukan pengujian terhadap model yang dihasilkan dari pembelajaran oleh algoritma-algoritma tersebut dan dibandingkan hasilnya berdasarkan akurasi pendeteksian dan eror model. Berdasarkan hasil eksperimen, didapatkan blind steganalysis menggunakan algoritma RPROP dan SCG lebih baik daripada Backpropagation.

Kata kunci—blind steganalysis, jaringan saraf tiruan, ranah transform, citra digital

I. PENDAHULUAN

Melalui perkembangan teknologi yang pesat ini, informasi dapat disampaikan dengan berbagai cara dalam berbagai media. Oleh karena itu, keamanan menjadi salah satu aspek untuk menjaga keaslian informasi tersebut. Banyak pihak yang ingin menyampaikan suatu informasi penting hanya ke pihak tertentu dan tidak ingin diketahui oleh pihak lain. Untuk mencapai hal ini, dapat dilakukan penyembunyian informasi dalam suatu media yang disebut steganografi.

Steganografi juga dapat diterapkan pada citra digital. Citra digital yang mengandung pesan tersembunyi disebut *stego image*. Steganografi dapat menyembunyikan pesan dalam ranah spasial dan ranah transform. Pada ranah spasial, pesan langsung disisipkan dalam *pixel* citra digital. Pada ranah transform, dilakukan transformasi pada citra digital terlebih dahulu, lalu pesan dapat disisipkan. Oleh karena itu, penyisipan pada ranah transform lebih aman dari serangan dibandingkan dengan ranah spasial.

Banyak juga pihak yang menggunakan metode steganografi untuk melakukan hal yang melanggar hukum. Untuk mengatasi hal tersebut, diperlukan metode untuk mendeteksi pesan tersembunyi dalam suatu media yang disebut steganalisis. Terdapat dua metode dalam steganalisis, yaitu *targeted*

steganalysis dan *blind steganalysis*. Pada *targeted steganalysis*, algoritma steganografi untuk menyembunyikan pesan diketahui, sedangkan pada *blind steganalysis* tidak. Untuk melakukan *blind steganalysis*, diperlukan fitur-fitur yang diekstrak dari citra digital dan menjadi masukan dalam metode pembelajaran mesin.

Oleh karena itu, pada makalah ini akan dibahas tentang *blind steganalysis* pada citra digital dengan metode pembelajaran mesin jaringan saraf tiruan. Citra digital yang digunakan hanya yang berformat JPEG. *Stego-image* yang digunakan didapatkan dari metode steganografi citra digital pada ranah transform. Algoritma pembelajaran yang populer digunakan adalah Backpropagation. Penelitian ini mencoba beberapa algoritma pembelajaran lain dan akan dibandingkan dengan Backpropagation. Perbandingan algoritma-algoritma pembelajaran tersebut berdasarkan akurasi pendeteksian pesan dan eror model yang dihasilkan dari proses pembelajaran.

II. DASAR TEORI

A. Citra Digital

Citra digital adalah matriks dua dimensi yang memuat nilai intensitas citra yang direpresentasikan. Untuk meningkatkan efisiensi dalam pemrosesan citra digital, dilakukan perubahan citra digital ke ranah transform. Teknik perubahan yang populer digunakan adalah *Discrete Fourier Transform* (DFT), *Discrete Cosine Transform* (DCT), dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Teknik transformasi yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah DWT.

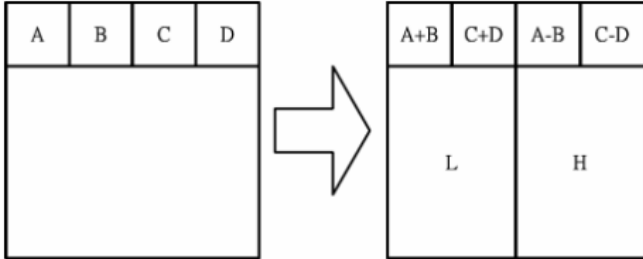
Ide dasar dari *Discrete Wavelet Transform* (DWT) adalah untuk menganalisis frekuensi berdasarkan ukuran frekuensi tersebut. DWT yang paling sederhana adalah Haar-DWT. Haar-DWT dua dimensi terdiri dari dua langkah, yaitu pengoperasian secara horizontal dan vertikal. Pada pengoperasian secara horizontal, langkah-langkah yang dilakukan diterapkan pada setiap baris pixel pada citra digital. Dalam satu baris pixel, dilakukan penjumlahan dan pengurangan nilai pixel yang bersebelahan. Hasil penjumlahan diletakkan pada bagian kiri citra digital dan hasil pengurangan diletakkan pada bagian kanan citra digital. Proses penjumlahan dan pengurangan dilakukan dengan persamaan sebagai berikut.

$$f(n) = \frac{X_{2n-1} + X_{2n}}{2} \quad (II.1)$$

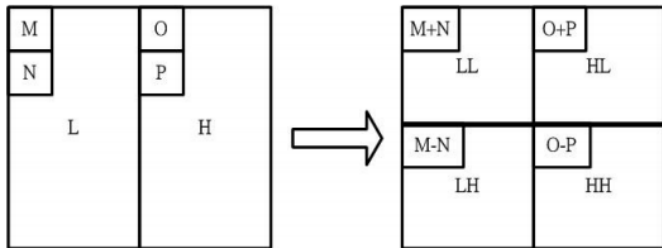
$$h(n) = \frac{X_{2n-1} - X_{2n}}{2} \quad (II.2)$$

$$n = 1, 2, 3, \dots, \frac{1}{2}N$$

dengan X_n adalah pixel X ke- n dan misal citra digital berukuran $N \times N$.



Gambar II.1. Pengoperasian secara horizontal [6]



Gambar II.2. Pengoperasian secara vertikal [6]

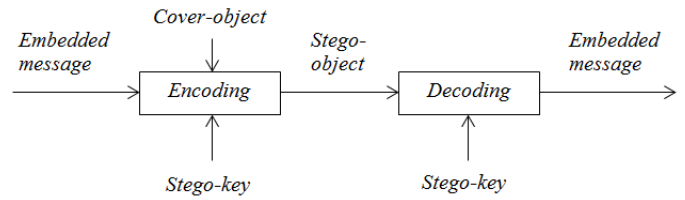


Gambar II.3. Contoh citra digital (a) dengan hasil Haar-DWT order pertamanya (b) [6]

B. Steganografi

Steganografi adalah metode penyisipan pesan ke dalam suatu media. Metode ini berguna untuk menjamin keamanan informasi. Salah satu media yang dapat digunakan adalah citra digital. Steganografi citra digital dapat menyisipkan pesan di dalam ranah spasial dan ranah transform. Steganografi dalam ranah spasial dilakukan dengan menyisipkan pesan langsung ke dalam pixel. Jika dalam ranah transform, pesan disisipkan ke dalam citra digital yang telah diubah menggunakan teknik transformasi. Contoh algoritma steganografi yang

menggunakan ranah transform adalah algoritma *OutGuess* dan *F5* [1]. *Freeware* algoritma *OutGuess* didapatkan dengan perintah “sudo apt-get install outguess” pada *terminal*. *Freeware* tersebut hanya dapat digunakan pada *Linux*. *Freeware* algoritma *F5* dapat diunduh pada <https://code.google.com/archive/p/f5-steganography/>.



Gambar II.4. Proses steganografi

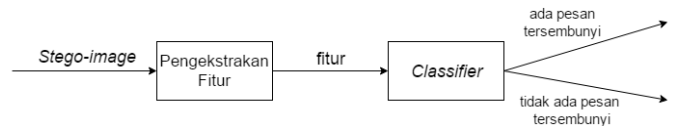
Embedded message	Cover-image	Stego-image
Republik Indonesia, disingkat RI atau Indonesia, adalah negara di Asia Tenggara.		

Gambar II.5. Contoh steganografi citra digital

C. Steganalisis

Terdapat dua metode dalam steganalisis, yaitu *targeted steganalysis* dan *blind steganalysis*. Pada *targeted steganalysis*, algoritma steganografi untuk menyembunyikan pesan diketahui, sedangkan pada *blind steganalysis* tidak.

Blind steganalysis adalah metode steganalisis yang dapat bekerja dengan baik pada semua algoritma steganografi yang telah diketahui maupun tidak. Hal tersebut disebabkan *blind steganalysis* tidak perlu mengetahui algoritma steganografi yang digunakan terhadap *cover-image*. Metode ini memanfaatkan fitur-fitur yang ada pada citra digital dan mengidentifikasi perubahan nilainya secara statistik sebagai hasil dari penyisipan pesan. Tingkat akurasi dari pendeteksian pesan bergantung pada pemilihan fitur-fitur yang akan diidentifikasi nilainya. Pengidentifikasi fitur-fitur tersebut menggunakan *classifier* pada pembelajaran mesin. Didapatkan hasil pendeteksian pesan setelah melalui proses pada pembelajaran mesin.



Gambar II.6. Proses *blind steganalysis*

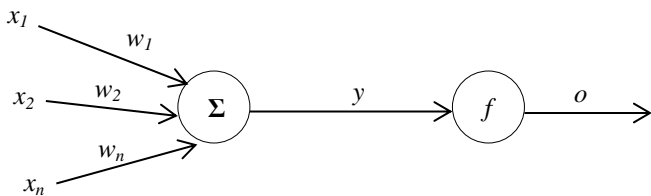
D. Histogram

Histogram memperlihatkan frekuensi dari setiap nilai intensitas pada citra digital. Histogram hanyalah data statistik, tidak dapat diketahui lokasi *pixel*-nya. Perubahan byte citra digital dalam steganografi dapat mengubah histogram citra digital tersebut. Oleh karena itu, perlu diperhatikan faktor

histogram dalam pembuatan algoritma steganografi supaya penyisipan pesan yang dilakukan tidak membuat perubahan yang mencolok pada histogram.

E. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah salah satu *classifier* dalam metode pembelajaran mesin yang dapat digunakan dalam *blind steganalysis*. JST adalah metode pembelajaran yang mengacu pada jaringan neuron pada otak manusia. Otak manusia terdiri dari banyak neuron. Setiap neuron memiliki cabang masukan (*dendrites*) dan cabang keluaran (*axon*). Informasi mengalir dari *dendrites* ke *axon* melalui badan sel.

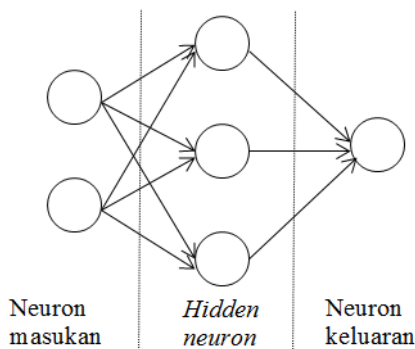


Gambar II.7. Neuron pada jaringan saraf tiruan

Neuron menerima masukan x_1, x_2, \dots, x_n dan dikalikan dengan bobot masing-masing, yaitu w_1, w_2, \dots, w_n , lalu dimasukkan ke fungsi penjumlahan. Terdapat masukan lain, yaitu 1, yang dikalikan dengan bias b dan dimasukkan ke fungsi penjumlahan. Fungsi penjumlahan menghasilkan y yang biasa disebut *net input*. *Net input* masuk ke fungsi aktivasi f dan menghasilkan keluaran o . Salah satu fungsi aktivasi yang dapat digunakan adalah sigmoid. Persamaan fungsi sigmoid $f(x)$ dapat dilihat seperti berikut dengan x adalah *net input*.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (II.3)$$

Salah satu jenis dari jaringan saraf tiruan adalah *Multilayer Neural Network* yang memiliki neuron masukan, *hidden neuron*, dan neuron keluaran.



Gambar II.8. Contoh Multilayer Neural Network

Salah satu jenis dari jaringan saraf tiruan adalah *Multilayer Neural Network* yang memiliki neuron masukan, *hidden neuron*, dan neuron keluaran. Terdapat dua proses utama dalam JST, yaitu pembelajaran dan pengujian. Pembelajaran adalah suatu proses untuk mengubah bobot dan bias dalam jaringan. Tujuan dari pembelajaran adalah melatih jaringan untuk dapat melakukan tugas tertentu. Algoritma pembelajaran yang akan

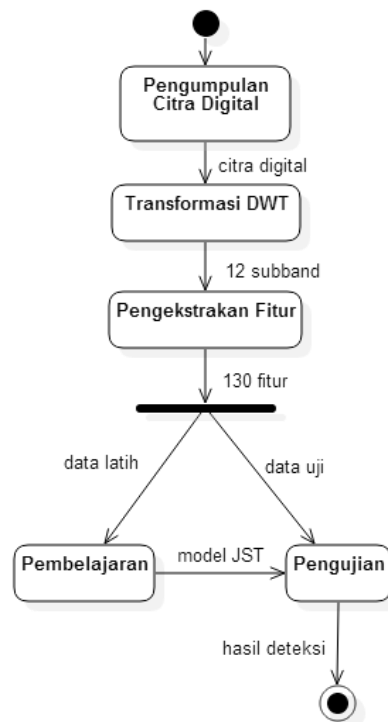
digunakan dalam penelitian ini adalah *Backpropagation*, *Resilient Backpropagation* (RPROP)[7] dan *Scaled Conjugate Gradient* (SCG)[5]. Pengujian adalah proses menentukan hasil dari data tes sebagai masukan yang tidak memiliki hasil. Pengujian dilakukan menggunakan bobot dan bias yang telah ditentukan saat melakukan pembelajaran.

III. PENELITIAN TERKAIT

Ilic & Berkovic (2004) menggunakan beberapa algoritma pembelajaran pada jaringan saraf tiruan untuk melakukan pengompresian citra digital. Parameter yang dibandingkan untuk menilai kinerja masing-masing algoritma adalah waktu pembelajaran, *Mean Squared Error* (MSE), dan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR). Ilic & Berkovic (2004) menyimpulkan bahwa algoritma Scaled Conjugate Gradient dan Resilient Backpropagation memiliki kinerja terbaik. Jika kedua algoritma tersebut dibandingkan, Resilient Backpropagation memiliki waktu lebih cepat dan Scaled Conjugate Gradient memiliki akurasi lebih tinggi. Akurasi adalah perbandingan dari jumlah *stego-image* yang terdeteksi mengandung pesan dengan jumlah seluruh *stego-image* yang digunakan dalam pengujian.

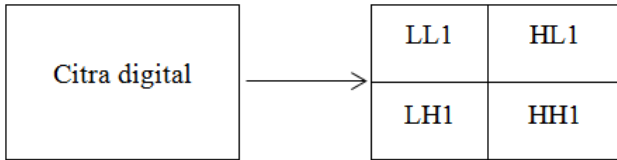
Saini & Chhikara (2015) membandingkan kinerja dalam steganalisis antara 72 fitur DWT (Lyu & Farid, 2006) dan tiga jenis fitur lain yang diekstrak dari DWT, yaitu Histogram (130 fitur), Markov (81 fitur), dan *Co-occurrence* (52 fitur), menggunakan *Backpropagation Neural Network*. Saini & Chhikara (2015) menyimpulkan bahwa fitur Histogram memiliki kinerja terbaik dalam algoritma steganografi OutGuess dan fitur Markov dalam algoritma steganografi nsF5.

IV. ALUR KERJA

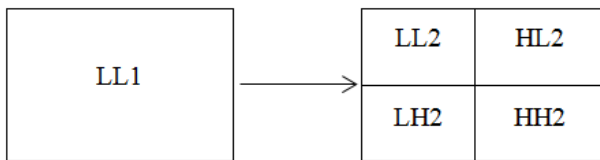


Gambar IV.1. Alur kerja steganalisis

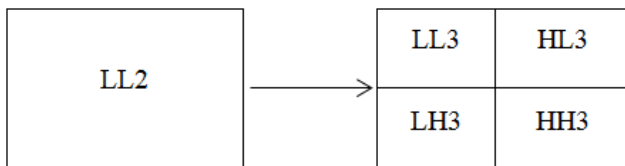
Citra digital yang dikumpulkan terdiri dari *cover-image* dan *stego-image* untuk menjadi dataset. Citra digital yang dikumpulkan terbatas hanya format JPEG dan berukuran 640x480 *pixel*. *Stego-image* didapatkan dengan mengaplikasikan algoritma steganografi *OutGuess* dan *F5* pada *cover-image* yang didapat. Untuk setiap citra digital, dilakukan transformasi Haar-DWT hingga order ketiga. Untuk setiap order didapatkan 4 subband, yaitu LL, HL, LH, dan HH. Untuk melakukan order selanjutnya, dilakukan hal yang sama terhadap subband LL yang didapat sebelumnya.



Gambar IV.2. Haar-DWT order pertama

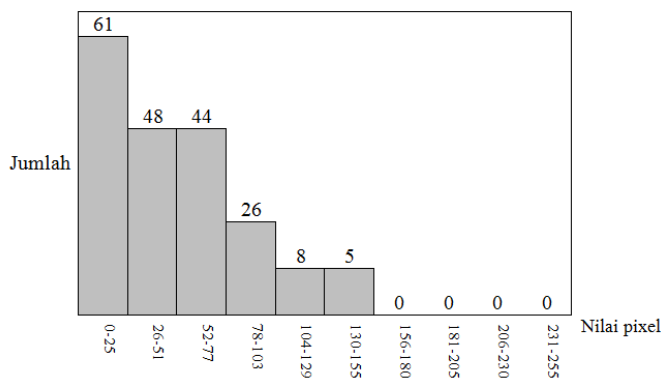


Gambar IV.3. Haar-DWT order kedua

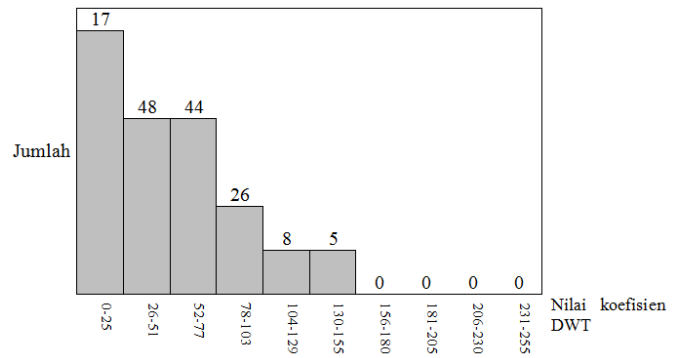


Gambar IV.4. Haar-DWT order ketiga

Proses transformasi ini menghasilkan total 12 subband untuk tiap citra digital. Dilakukan pengekstrakan fitur histogram koefisien DWT untuk masing-masing subband dan fitur histogram pixel untuk citra digital. Histogram yang mulanya terdiri dari 256 elemen, dibagi menjadi 10 bagian. Proses pengekstrakan fitur ini menghasilkan total 130 fitur dan menjadi masukan ke dalam jaringan saraf tiruan.

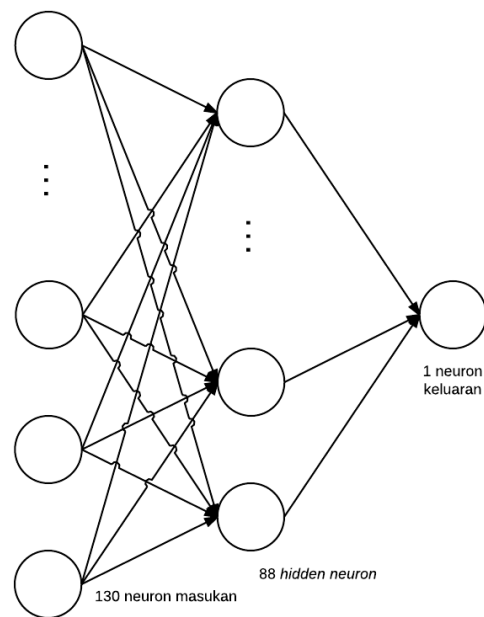


Gambar IV.5. Contoh fitur histogram pixel



Gambar IV.6. Contoh fitur histogram koefisien DWT

Sesuai dengan jumlah fitur, jaringan saraf tiruan yang digunakan memiliki 130 neuron masukan. Neuron keluaran yang dimiliki sebanyak satu dengan dua tipe keluaran, yaitu 0 dan 1. Nilai 1 merepresentasikan citra digital memiliki pesan yang disisipkan dan nilai 0 tidak. Berdasarkan “rules of thumb”, jumlah *hidden node* yang dimiliki adalah 88, yaitu 2/3 dari jumlah neuron masukan dan neuron keluaran.



Gambar IV.7. Struktur jaringan saraf tiruan

Dalam proses pembelajaran, data latih yang digunakan adalah 2800 citra digital yang terdiri dari 50% *cover-image* dan 50% *stego-image*. Pembelajaran dilakukan dengan tiga algoritma, yaitu Backpropagation, RPROP, dan SCG. Proses pembelajaran ini menghasilkan model, yaitu bobot-bobot jaringan saraf tiruan yang terakhir didapatkan.

Untuk setiap model, dilakukan pengujian untuk mendapatkan hasil pendeteksian adanya pesan yang disisipkan pada citra digital. Pengujian ini dilakukan dengan data uji sebanyak 600 citra digital.

V. EKSPERIMEN

Proses pembelajaran dilakukan dengan lima macam iterasi, yaitu 10, 100, 1000, 10000, dan 100000. Pada iterasi terakhir dihitung eror model menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$error = \frac{1}{2} \sum_{d=0}^N (target_d - output_d)^2 \quad (V.1)$$

Tabel V.1. Eror iterasi terakhir saat proses pembelajaran

Jumlah Iterasi	Backpropagation	RPROP	SCG
10	700.0	424.743293462	500.643359046
100	700.0	350.0	349.297349001
1000	700.0	350.0	347.839626783
10000	700.0	350.0	346.066123288
100000	700.0	350.0	345.345050964

Pengujian dilakukan dengan lima jenis data uji, yaitu (a) semua *stego-image*, (b) 75% *stego-image* dan 25% *cover-image*, (c) 50% *stego-image* dan 50% *cover-image*, (d) 25% *stego-image* dan 75% *cover-image*, dan (e) semua *cover-image*. Akurasi pendeteksian pesan didapatkan dengan menggunakan persamaan berikut.

$$akurasi = \frac{\text{jumlah citra digital berhasil ditebak}}{\text{jumlah citra digital pada data uji}} \quad (V.2)$$

Tabel V.2. Rata-rata akurasi berdasarkan kasus uji

Data Uji	Backpropagation	RPROP	SCG
Semua <i>stego-image</i>	0.0	0.4	0.393
75% <i>stego-image</i> dan 25% <i>cover-image</i>	0.25	0.45	0.4443
50% <i>stego-image</i> dan 50% <i>cover-image</i>	0.5	0.5	0.5337
25% <i>stego-image</i> dan 75% <i>cover-image</i>	0.75	0.55	0.6253
Semua <i>cover-image</i>	1.0	0.6	0.6767

Tabel V.3. Rata-rata akurasi berdasarkan jumlah iterasi

Jumlah Iterasi	Backpropagation	RPROP	SCG
10	0.5	0.5	0.5
100	0.5	0.5	0.522
1000	0.5	0.5	0.552
10000	0.5	0.5	0.54333
100000	0.5	0.5	0.55567

Dapat dilihat pada tabel V.2 bahwa model yang dihasilkan dari pembelajaran menggunakan algoritma Backpropagation mendeteksi semua citra digital sebagai *cover-image*. Hal ini

menunjukkan bahwa pembelajaran menggunakan algoritma Backpropagation tidak dapat mempelajari pola yang ada dalam data latih. Oleh karena itu, model JST yang dihasilkan Backpropagation tidak dapat digunakan untuk melakukan pendeteksian pesan. Hal ini dikarenakan masukan pada data latih yang bervariasi dalam neuron masukan yang sama, yaitu bilangan yang bernilai dari nol hingga ratusan ribu.

Meskipun eror iterasi terakhir dari *Backpropagation* tidak mengalami perubahan, eror iterasi terakhir dari RPROP lebih kecil daripada *Backpropagation* yang dapat dilihat pada tabel V.1. Hal ini menunjukkan model JST yang dihasilkan algoritma RPROP lebih mendekati yang diharapkan (*target*) daripada *Backpropagation*. Tabel V.2 menunjukkan akurasi algoritma RPROP memiliki akurasi tertinggi pada data uji semua *cover-image*. Meskipun eror pada algoritma RPROP lebih kecil daripada *Backpropagation*, eror tersebut masih tergolong besar untuk sebuah model JST. Oleh karena itu, model JST yang dihasilkan proses pembelajaran tidak dapat mendeteksi pesan pada citra digital dengan benar.

Berdasarkan tabel V.1, eror iterasi terakhir yang didapatkan dari algoritma SCG lebih kecil daripada *Backpropagation*. Hal ini menunjukkan model JST yang dihasilkan algoritma SCG lebih mendekati yang diharapkan (*target*) daripada *Backpropagation*. Pada algoritma SCG, eror mengalami penurunan meskipun lambat. Tabel V.2 menunjukkan algoritma SCG memiliki akurasi tertinggi pada data uji semua *cover-image*. Akan tetapi, secara keseluruhan algoritma SCG memiliki akurasi lebih tinggi daripada *Backpropagation* seperti yang ditunjukkan tabel V.3. Meskipun eror pada algoritma SCG lebih kecil, eror tersebut masih tergolong besar untuk sebuah model JST. Oleh karena itu, model JST yang dihasilkan proses pembelajaran dengan algoritma SCG tidak memiliki akurasi yang tinggi.

Selain itu, dilakukan juga pengujian untuk membandingkan dengan hasil Saini & Chhikara (2015). Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan parameter-parameter yang sama dengan Saini & Chhikara (2015). Parameter-parameter yang diketahui dipakai oleh Saini & Chhikara (2015) adalah sebagai berikut.

1. Data latih terdiri dari 2800 citra digital (*cover-image* dan *stego-image*).
2. Data uji terdiri dari 600 citra digital yang terdiri dari 50% *cover-image* dan 50% *stego-image*.
3. Algoritma OutGuess digunakan untuk mendapatkan *stego-image*.
4. Fitur yang diekstrak dari citra digital adalah histogram seperti yang dijelaskan sebelumnya.

Terdapat beberapa parameter yang tidak diketahui, sehingga dibuat asumsi-asumsi sebagai berikut.

1. Citra digital yang digunakan sebagai dataset diasumsikan sama.
2. Perbandingan *cover-image* dan *stego-image* dalam data latih maupun data uji diasumsikan 1:1.
3. Saat melakukan pembelajaran JST, diasumsikan menggunakan maksimal 1000 iterasi.

Pengujian ini dilakukan pada algoritma RPROP dan SCG. Hasil pengujian yang didapatkan akan dibandingkan dengan hasil Saini & Chhikara (2015) dan dianalisis. Parameter yang dibandingkan adalah akurasi yang didapat pada pengujian JST dengan menggunakan persamaan V.2.

Setelah dilakukan pengujian seperti yang dijelaskan sebelumnya, didapatkan hasil yang dapat dilihat pada tabel V.4.

Tabel V.4. Perbandingan dengan Saini & Chhikara (2015)

Jaringan Saraf Tiruan	20 hidden node	30 hidden node	88 hidden node
RPROP	0.5	0.5	0.5
SCG	0.557	0.558	0.552
Saini & Chhikara (2015)	0.9783	0.98	-

Dengan menggunakan parameter-parameter yang sama dan asumsi-asumsi, algoritma yang diajukan dalam tugas akhir ini memiliki akurasi yang lebih rendah daripada akurasi yang didapatkan pada penelitian Saini & Chhikara (2015).

VI. KESIMPULAN

Jaringan saraf tiruan (JST) dapat diimplementasikan pada steganalisis citra digital dengan mengekstrak fitur yang dibutuhkan dari citra digital dan menjadi masukan dalam JST. Dilakukan pembelajaran terhadap fitur-fitur tersebut dan menghasilkan model JST. Model JST tersebut yang digunakan untuk mendeteksi pesan tersembunyi dalam citra digital.

Model JST yang dihasilkan algoritma *Backpropagation* tidak dapat digunakan. Algoritma SCG memiliki rata-rata akurasi tertinggi, yaitu 0.55567, pada 100000 iterasi. Algoritma RPROP memiliki rata-rata akurasi 0.5.

Oleh karena itu, algoritma RPROP dan SCG memiliki kinerja yang lebih baik daripada *Backpropagation*.

Metode yang diajukan pada penelitian ini, yaitu algoritma RPROP dan SCG, memiliki akurasi yang lebih rendah daripada akurasi yang didapatkan Saini & Chhikara (2015).

ACKNOWLEDGEMENT

Penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing, Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T. atas segala pendidikan dan bimbingan yang sangat berharga selama penilitan ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fridrich, J., Goljan, M., & Hoge, D. (2002, October). Steganalysis of JPEG images: Breaking the F5 algorithm. In *Information Hiding* (pp. 310-323). Springer Berlin Heidelberg.
- [2] Saini, M., & Chhikara, R. (2015, April). DWT Feature based Blind Image Steganalysis using Neural Network Classifier. In *International Journal of Engineering Research and Technology* (Vol. 4, No. 04 (April-2015)). ESRSA Publications.
- [3] Ilic, D., & Berkovic, I. (2004). Grayscale Image Compression Using Backpropagation Neural Network. In *Proc. 8th Internat. Conf. Intell. Eng. Syst.* (ENES 2004), 19-21 Sept. 2004.
- [4] Munir, Rinaldi. (2006). Diktat Kuliah IF5054 Kriptografi.
- [5] Møller, M. F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural networks*, 6(4), 525-533.
- [6] Chen, P. Y., & Lin, H. J. (2006). A DWT based approach for image steganography. *International Journal of Applied Science and Engineering*, 4(3), 275-290.
- [7] Riedmiller, M., & Braun, H. (1993). A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In *Neural Networks, 1993., IEEE International Conference on* (pp. 586-591). IEEE.
- [8] Hagan, M. T., dkk. (2014). *Neural Network Design 2nd Edition*. Paperback.