

MAKALAH SEMINAR TUGAS AKHIR
KLASIFIKASI CITRA BERDASARKAN TEKSTUR
MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN PERAMBATAN BALIK
 Panji Novia Pahludi*, Achmad Hidayatno**, R. Rizal Isnanto**

Abstrak – Selain ukuran, bentuk, dan warna, jenis benda dapat dikenali dari teksturnya. Citra dikatakan memiliki tekstur apabila pola citra terjadi secara berulang-ulang memenuhi semua bidang citra. Citra dengan tekstur yang berbeda memiliki ciri-ciri yang berbeda. Ciri-ciri inilah yang menjadi dasar dalam klasifikasi citra berdasarkan tekstur. Oleh sebab itu, perlu dilakukan penelitian mengenai klasifikasi citra berdasarkan tekstur menggunakan salah satu metode klasifikasi, yaitu jaringan saraf tiruan perambatan balik.

Proses klasifikasi diawali dengan mengekstrak ciri pada tekstur citra. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah matriks kookurensi intensitas. Dari ekstraksi ciri dihasilkan enam macam ciri yaitu entropi, energi, kontras, homogenitas, rerata, dan simpangan baku. Selanjutnya enam ciri ini diumpungkan ke jaringan saraf tiruan perambatan balik sebagai sistem yang mengklasifikasi citra berdasarkan nilai ciri-ciri tersebut. Hasil klasifikasi adalah salah satu dari target klasifikasi yaitu rumput, butiran, langit, daun, atau tanah.

Sistem dapat bekerja dengan baik dalam mengenali dan mengklasifikasi citra bertekstur yang dipelajari. Sistem juga dapat membedakan antara citra bertekstur dan citra bukan tekstur. Hasil pengujian terhadap citra bertekstur yang dipelajari menunjukkan bahwa 92% citra dapat dikenali dan diklasifikasi ke dalam kelasnya masing-masing. Hasil pengujian terhadap citra bukan tekstur menunjukkan bahwa 89% citra bukan tekstur dapat dikenali dan diklasifikasi ke dalam citra di luar kelas yang telah ditentukan. Sistem dapat membedakan antara citra bertekstur dan citra bukan tekstur karena keluaran jaringan untuk citra bukan tekstur diberi ambang batas 0,995 sehingga keluaran jaringan yang nilainya lebih besar dari nilai ini akan didefinisikan sebagai citra di luar kelas.

Kata-kunci: tekstur citra, matriks kookurensi intensitas, jaringan saraf tiruan perambatan balik, ekstraksi ciri, klasifikasi.

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Aplikasi pengolahan citra digital mencakup bidang yang sangat luas, misalnya aplikasi pembacaan kode batang (*bar code*) di kasir supermarket, pemampatan video (*MPEG*) dalam keping CD, pengenalan sidik jari pada mesin absensi dan pengawasan produk otomatis di bidang industri.

Pada tugas akhir ini akan digunakan metode matriks kookurensi aras keabuan atau intensitas (*grey level co-occurrence matrix*) dalam mengolah tekstur suatu citra digital untuk memperoleh ciri dari citra tersebut yang berbentuk vektor ciri. Kemudian vektor ciri akan diaplikasikan pada jaringan saraf tiruan perambatan balik (*backpropagation*) sebagai masukannya untuk diklasifikasi ke dalam lima macam objek yang menjadi target klasifikasi, yaitu tanah, daun, langit, rumput, dan butiran.

1.2 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari penelitian ini adalah membuat rancang bangun program aplikasi yang mampu untuk mengklasifikasi citra berdasarkan tekstur menggunakan jaringan saraf tiruan perambatan balik.

1.3 Pembatasan Masalah

1. Data masukan yang menjadi objek klasifikasi adalah citra tanah, daun, langit, rumput, dan butiran.
2. Pengolahan tekstur citra menggunakan metode matriks kookurensi aras keabuan atau intensitas (*grey level co-occurrence matrix*).
3. Sistem yang digunakan untuk dapat mengklasifikasi tekstur citra adalah jaringan saraf tiruan perambatan balik.
4. Mode pengambilan citra menggunakan mode *on-line* (dari *webcam*) dan mode *off-line* (data pada direktori komputer).
5. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah Borland Delphi 5.0.
6. Penggunaan jaringan saraf tiruan perambatan balik ini tidak dibandingkan dengan metode lain.

II. KAJIAN PUSTAKA

2.1 Tekstur Citra

Tekstur merupakan salah satu elemen dasar citra. Elemen citra ini berupa ciri-ciri atau sifat-sifat yang terdapat di dalam citra, dan membentuk suatu pola-pola dengan interval jarak dan arah tertentu secara berulang-ulang yang memenuhi sebagian besar atau seluruh bidang citra.

2.2 Matriks Kookurensi Intensitas

Matriks kookurensi intensitas adalah suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu di dalam citra. Matriks

* Mahasiswa Teknik Elektro UNDIP

** Staf pengajar Teknik Elektro UNDIP

kookurensi intensitas $p(i_1, i_2)$ didefinisikan dengan dua langkah sederhana sebagai berikut. Langkah pertama adalah menentukan terlebih dahulu jarak antara dua titik dalam arah vertikal dan horisontal (vektor $d = (d_x, d_y)$), dengan besaran d_x dan d_y dinyatakan dalam piksel sebagai unit terkecil dalam citra digital. Langkah kedua adalah menghitung pasangan piksel-piksel yang mempunyai nilai intensitas i_1 dan i_2 dan berjarak d piksel dalam citra. Kemudian hasil perhitungan setiap pasangan nilai intensitas diletakkan pada matriks sesuai dengan koordinatnya, di mana absis untuk nilai intensitas i_1 dan ordinat untuk nilai intensitas i_2 .

2.3 Ciri-ciri Tekstur

Salah satu sifat atau ciri tekstur yang dapat diambil dari statistik nilai intensitas abu-abu di dalam citra yaitu rerata (*mean*) dan simpangan baku. Rerata (*mean*) merupakan rerata dari suatu sebaran nilai intensitas citra abu-abu. Simpangan baku (*Standard deviation*) menunjukkan sebaran nilai intensitas abu-abu. Jika piksel hitam tersebar secara acak pada seluruh bagian citra tanpa struktur yang tetap maka dibutuhkan sebuah ciri untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas, yang disebut entropi. Ciri lain yang biasa digunakan dalam analisis tekstur adalah energi, yaitu ciri untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matriks kookurensi intensitas. Kontras digunakan untuk mengukur kekuatan perbedaan intensitas dalam citra. Kebalikan dari kontras adalah homogenitas, yaitu untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dalam citra.

2.4 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi, dengan asumsi bahwa:

1. Pengolahan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Sinyal atau isyarat dikirimkan di antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung.
3. Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.

2.5 Arsitektur Jaringan

Beberapa arsitektur jaringan yang sering dipakai dalam jaringan saraf tiruan antara lain:

1. Jaringan lapisan tunggal (*single layer network*)

Dalam jaringan ini, sekumpulan unit pada lapisan masukan dihubungkan langsung dengan sekumpulan unit pada lapisan keluaran.

2. Jaringan lapisan jamak (*multilayer network*)

Jaringan lapisan jamak merupakan perluasan dari jaringan lapisan tunggal. Dalam jaringan ini, selain unit masukan dan unit keluaran, ada unit-unit lain

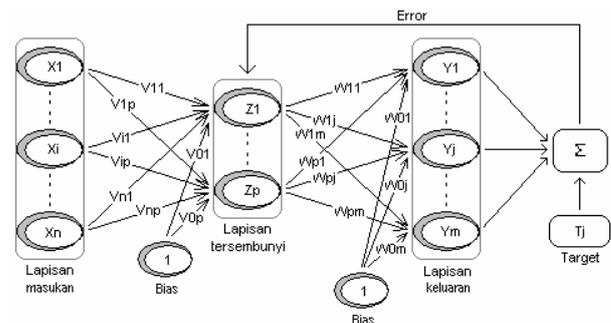
yang berada di antara unit masukan dan keluaran, yaitu unit tersembunyi.

2.6 Pembelajaran Terpandu dan Tak Terpandu

Dalam pembelajaran terpandu terdapat sejumlah pasangan data, yaitu data masukan dengan data target (keluaran yang diinginkan). Pasangan data ini digunakan untuk pembelajaran jaringan hingga diperoleh bobot yang diinginkan. Sebaliknya, dalam pembelajaran tak terpandu perubahan bobot jaringan dilakukan berdasarkan parameter tertentu dan jaringan diubah-ubah menurut ukuran parameter tersebut.

2.7 Arsitektur Perambatan Balik

Di dalam jaringan saraf tiruan perambatan balik, setiap unit yang berada di lapisan masukan terhubung dengan setiap unit yang berada di lapisan tersembunyi. Dan setiap unit yang berada di lapisan tersembunyi terhubung dengan setiap unit yang berada di lapisan keluaran. Gambar 2.1 menunjukkan arsitektur perambatan balik.



Gambar 2.1 Arsitektur perambatan balik

2.8 Fungsi Aktivasi Perambatan Balik

Dalam jaringan saraf tiruan perambatan balik, fungsi aktivasi yang digunakan harus memenuhi beberapa syarat, yaitu kontinyu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut (sehingga sering digunakan) adalah fungsi sigmoid biner, yang memiliki jangkauan (0, 1).

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (2.1)$$

dengan turunannya adalah

$$f'(net) = f(net)(1 - f(net)) \quad (2.2)$$

2.9 Pembelajaran Perambatan Balik

Pembelajaran jaringan saraf tiruan perambatan balik meliputi 3 fase. Fase pertama adalah fase maju. Data masukan dihitung maju mulai dari lapisan masukan hingga lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Fase kedua adalah fase mundur. Selisih antara keluaran jaringan dengan target merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan

tersebut dirambatkan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di lapisan keluaran. Fase ketiga adalah mengubah bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

Fase pertama: perambatan maju.

Selama perambatan maju, sinyal masukan x_i dirambatkan ke lapisan tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Keluaran dari setiap unit lapisan tersembunyi z_p tersebut selanjutnya dirambatkan maju lagi ke lapisan di atasnya menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Demikian seterusnya hingga menghasilkan keluaran jaringan y_j .

Berikutnya, keluaran jaringan y_j dibandingkan dengan target yang harus dicapai t_j . Selisih $(t_j - y_j)$ adalah kesalahan yang terjadi. Jika kesalahan ini lebih kecil dari batas toleransi yang ditentukan, maka iterasi dihentikan. Akan tetapi apabila kesalahan masih lebih besar dari batas toleransinya, maka bobot setiap garis dalam jaringan akan diubah untuk mengurangi kesalahan yang terjadi.

Fase kedua: perambatan mundur.

Berdasarkan kesalahan $(t_j - y_j)$, dihitung faktor informasi kesalahan δ_j ($j=1,2,\dots,m$) yang digunakan untuk mendistribusikan kesalahan di unit keluaran y_j ke semua unit tersembunyi yang terhubung langsung dengan unit keluaran. δ_j juga digunakan untuk mengubah bobot garis yang berhubungan langsung dengan unit keluaran.

Dengan cara yang sama, dihitung faktor informasi kesalahan δ_p di setiap unit di lapisan tersembunyi sebagai dasar perubahan bobot semua garis yang berasal dari unit tersembunyi di lapisan di bawahnya. Demikian seterusnya hingga semua faktor informasi kesalahan δ di unit tersembunyi yang berhubungan langsung dengan unit masukan dihitung.

Fase ketiga: perubahan bobot.

Setelah semua faktor informasi kesalahan δ dihitung, bobot semua garis diubah secara bersamaan. Perubahan bobot suatu garis didasarkan atas faktor informasi kesalahan δ unit di lapisan atasnya.

2.10 Algoritma Perambatan Balik

Algoritma pembelajaran untuk jaringan dengan satu lapisan tersembunyi dan fungsi aktivasi sigmoid biner adalah sebagai berikut:

Langkah 0: Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.

Langkah 1: Jika kondisi penghentian iterasi belum terpenuhi, lakukan langkah 2 sampai dengan 9.

Langkah 2: Untuk setiap pasangan data pembelajaran, lakukan langkah 3 sampai dengan 4.

Fase pertama: Perambatan maju

Langkah 3: Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.

Langkah 4: Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_p ($p=1,2,\dots,p$).

$$z_{net p} = v_{op} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ip} \quad (2.3)$$

$$z_p = f(z_{net p}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net p}}} \quad (2.4)$$

Langkah 5: Hitung semua keluaran jaringan di unit y_j ($j=1,2,\dots,m$).

$$y_{net j} = w_{oj} + \sum_{p=1}^m z_p w_{pj} \quad (2.5)$$

$$y_j = f(y_{net j}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net j}}} \quad (2.6)$$

Fase kedua: perambatan mundur

Langkah 6: Hitung faktor informasi kesalahan δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_j ($j=1,2,\dots,m$).

$$\delta_j = (t_j - y_j) f'(y_{net j}) = (t_j - y_j) y_j (1 - y_j) \quad (2.7)$$

δ_j merupakan faktor informasi kesalahan yang akan digunakan dalam perubahan bobot lapisan di bawahnya (langkah 7). Kemudian, hitung suku perubahan bobot w_{pj} (yang akan digunakan nanti untuk merubah bobot w_{pj}) dengan laju percepatan α .

$$\Delta w_{pj} = \alpha \delta_j z_p \quad (p=0,1,\dots,p; j=1,2,\dots,m) \quad (2.8)$$

Langkah 7: Hitung faktor informasi kesalahan δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_p ($p=1,2,\dots,p$).

$$\delta_{net p} = \sum_{j=1}^m \delta_j w_{pj} \quad (2.9)$$

Faktor informasi kesalahan δ unit tersembunyi adalah

$$\delta_p = \delta_{net p} f'(z_{net p}) = \delta_{net p} z_p (1 - z_p) \quad (2.10)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ip} (yang akan digunakan nanti untuk merubah bobot v_{ip}).

$$v_{ip} = \alpha \delta_p x_i \quad (i=0,1,\dots,n; p=1,2,\dots,p) \quad (2.11)$$

Fase ketiga: perubahan bobot (atau bias)

Langkah 8: Hitung semua perubahan bobot (atau bias). Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran adalah

$$w_{pj}(\text{baru}) = w_{pj}(\text{lama}) + \Delta w_{pj} \quad (2.12)$$

($p=0,1,\dots,p; j=1,2,\dots,m$)

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi adalah

$$v_{ip}(\text{baru}) = v_{ip}(\text{lama}) + \Delta v_{ip} \quad (2.13)$$

($i=0,1,\dots,n; j=1,2,\dots,p$)

Setelah

III. PERANCANGAN SISTEM

Secara garis besar dijelaskan alur kerja sistem klasifikasi citra berdasarkan tekstur dengan menggunakan jaringan saraf tiruan perambatan balik beserta diagram alir dari setiap tahapan proses.

3.1 Perangkat Keras

Berikut spesifikasi perangkat keras yang digunakan.

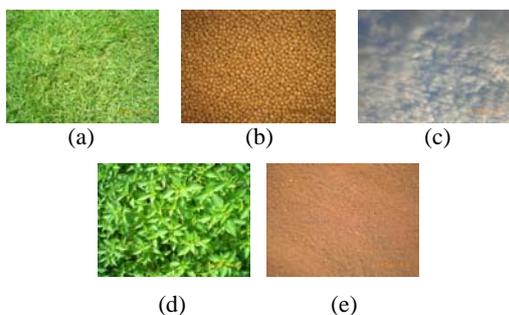
1. Sistem Komputer: Pentium IV 2267 MHz
2. Sistem Operasi: Microsoft Windows XP Professional
3. Media Tampilan: VGA (*true color* 32 bit, 800 × 600 piksel)
4. Media masukan: *Keyboard, mouse* dan *webcam*
5. Memori: 256 MB RAM.

3.2 Perangkat Lunak

1. Logitech QuickCam 8.3.2 : digunakan untuk menangkap citra.
2. Borland Delphi 5 : digunakan untuk pembuatan program.

3.3 Klasifikasi Citra

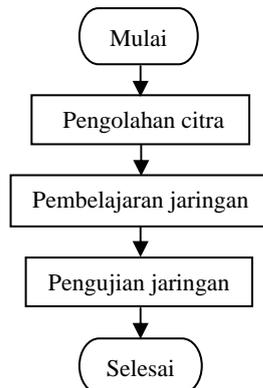
Gambar 3.1 menunjukkan citra dari lima kelas dalam klasifikasi.



Gambar 3.1 Lima kelas dalam klasifikasi citra berdasarkan tekstur
 (a) Kelas rumput, (b) Kelas butiran,
 (c) Kelas langit, (d) Kelas daun, (e) Kelas tanah

3.4 Diagram Alir sistem

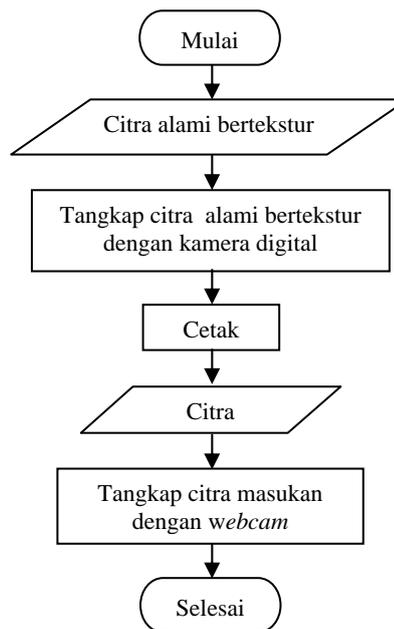
Diagram alir untuk sistem klasifikasi citra berdasarkan tekstur dengan menggunakan jaringan saraf tiruan adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Diagram alir program utama

3.5 Penangkapan Citra

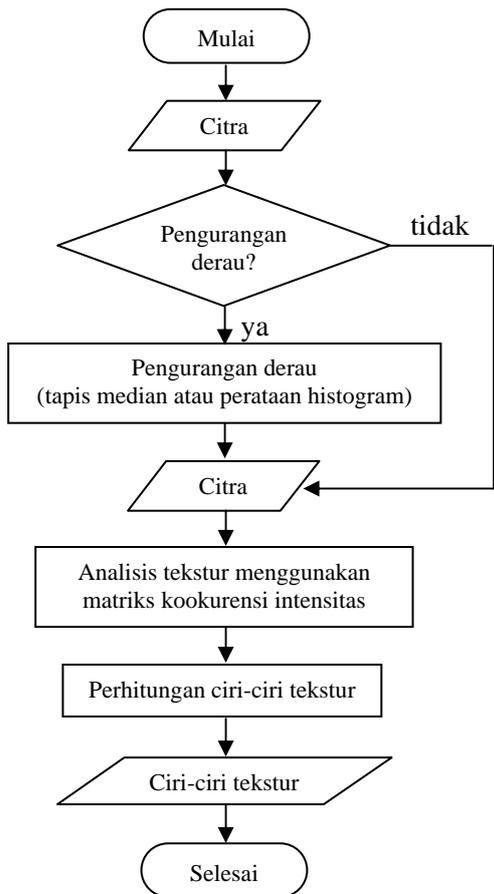
Piranti yang digunakan untuk menangkap citra adalah *webcam*. Diagram alir untuk penangkapan citra masukan adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram alir penangkapan citra

3.6 Ekstraksi Ciri

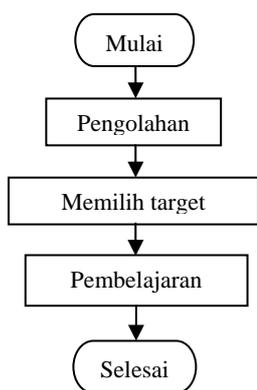
Ekstraksi ciri dalam tugas akhir ini menggunakan metode analisis tekstur matriks kookurensi intensitas. Terdapat enam ciri tekstur (*texture feature*) yang digunakan yaitu entropi, energi, kontras, homogenitas, rerata, dan simpangan baku. Diagram alir untuk ekstraksi ciri tekstur adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Diagram alir ekstraksi ciri tekstur

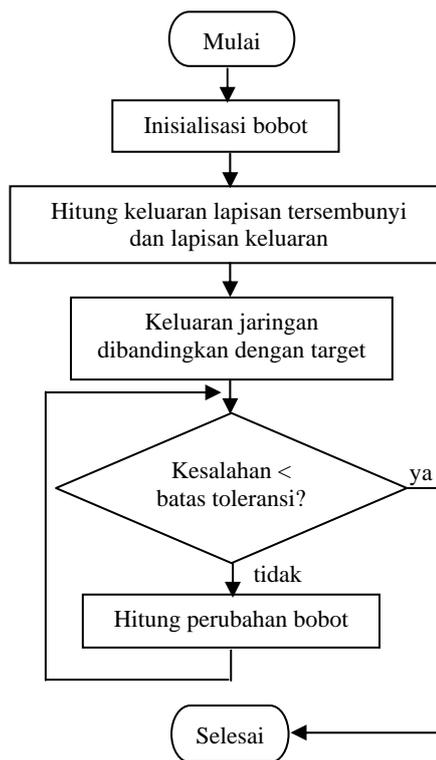
3.7 Pembelajaran Jaringan

Diagram alir untuk pembelajaran jaringan adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Diagram alir pembelajaran jaringan

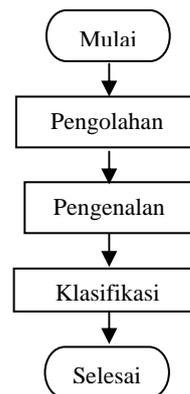
Diagram alir untuk pembelajaran jaringan saraf tiruan perambatan balik adalah seperti ditunjukkan pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Diagram alir pembelajaran jaringan saraf tiruan perambatan balik

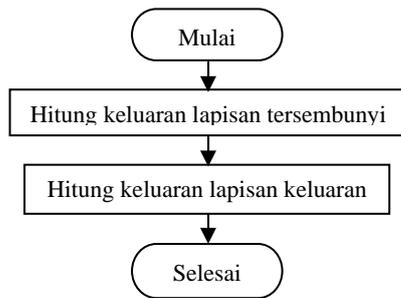
3.8 Pengujian Jaringan

Pengujian jaringan dilakukan untuk melihat kemampuan jaringan yang telah mengalami proses pembelajaran dalam mengenali dan mengklasifikasi citra masukan. Diagram alir pengujian jaringan seperti ditunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Pengujian jaringan

Pada proses pengujian tidak terdapat perambatan balik dari kesalahan yang dihasilkan, jaringan hanya berusaha menghasilkan keluaran dengan berdasarkan perubahan bobot pada proses pembelajaran. Diagram alir untuk pengujian jaringan saraf tiruan perambatan balik ditunjukkan oleh Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Diagram alir pengujian jaringan saraf tiruan perambatan balik.

IV. HASIL PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem dimulai dari bagaimana cara menjalankan program, dilanjutkan dengan proses pengolahan citra, pembelajaran jaringan dan pengujian jaringan.

4.1 Menjalankan Program

Program dapat dijalankan melalui berkas AnalisisTekstur.exe pada Windows Explorer atau melalui ikon AnalisisTekstur.exe pada *desktop* atau *taskbar*.

4.2 Penangkapan Citra

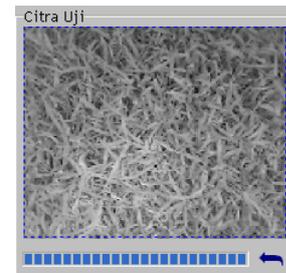
Citra yang digunakan adalah citra yang diperoleh dari tangkapan kamera digital. Citra yang telah tercetak akan ditangkap oleh *webcam* dan disimpan dalam format Bitmap Windows Graphics (BMP) dengan ekstensi **.bmp**. Contoh penangkapan citra oleh *webcam* ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Tampilan penangkapan citra

4.3 Pengubahan Citra Warna Menjadi Citra Aras Keabuan

Pengubahan citra warna menjadi citra aras keabuan dilakukan baik pada pembelajaran jaringan maupun pada pengujian jaringan. Contoh hasil pengubahan citra warna pada Gambar 4.1 menjadi citra aras keabuan ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Hasil pengubahan citra warna menjadi citra aras keabuan

4.4 Ekstraksi Ciri

Pada tugas akhir ini ciri tekstur yang digunakan ada enam yaitu entropi, energi, kontras, homogenitas, rerata, dan simpangan baku. Gambar 4.3(a) merupakan citra dari kelas rumput yang akan diekstraksi ciri-cirinya dan hasil ekstraksi ciri pada Panel Pengujian ditunjukkan oleh Gambar 4.3(b).

No	Ciri Tekstur	Nilai
1	Entropi	0,287
2	Energi	0,065
3	Kontras	0,093
4	Homogenitas	0,739
5	Rerata	0,341
6	Simpangan Baku	0,252

Gambar 4.3 Ekstraksi ciri citra bertekstur
(a) Citra yang diekstraksi cirinya, (b) Hasil ekstraksi ciri

4.5 Pembelajaran Jaringan

Untuk masing-masing kelas citra, pembelajaran dilakukan dengan lima tahap putaran. Tahap putaran pertama adalah pembelajaran untuk citra nomor 01 sampai dengan 04 dan citra nomor 05 dijadikan sebagai citra uji setelah pembelajaran tahap putaran pertama ini selesai. Untuk tahap berikutnya berlaku proses yang sama.

4.6 Pengujian Jaringan

4.6.1 Pengujian Terhadap Citra yang Dipelajari

Pada setiap tahap pembelajaran jaringan terhadap citra masukan terdapat satu citra dari kelima citra (dari masing-masing kelas) yang akan dijadikan sebagai citra uji.

Hasil pengujian terhadap citra kelas rumput menunjukkan bahwa jaringan mampu mengenali dan mengklasifikasi semua citra rumput yang diberikan kepadanya. Hasil pengujian terhadap citra kelas butiran menunjukkan bahwa sistem tidak mampu mengenali dan mengklasifikasi semua citra butiran yang diberikan kepadanya. Hasil pengujian terhadap citra kelas langit hampir sama dengan hasil pengujian terhadap kelas butiran dimana sistem tidak mampu mengenali dan mengklasifikasi semua citra. Pengujian terhadap citra uji daun nomor 05 menghasilkan

klasifikasi yang salah. Dari tabel keluaran jaringan untuk citra uji daun nomor 05 diperoleh dua nilai keluaran yang dominan yaitu butiran dengan nilai 0,981 dan daun dengan nilai 0,868 sehingga hasil klasifikasinya adalah butiran. Hasil pengujian terhadap citra kelas tanah menunjukkan bahwa jaringan mampu mengenali dan mengklasifikasi semua citra tanah yang diberikan kepadanya.

Perhitungan persentase keberhasilan pengujian dihitung dengan cara sebagai berikut.

$$\text{Persentase keberhasilan} = \frac{\text{jumlah pengujian yang benar}}{\text{jumlah seluruh pengujian}} \times 100\%$$

Dari percobaan yang telah dilakukan citra uji yang dapat dikenali dan diklasifikasi berjumlah 23 citra dari 25 kali pengujian sehingga persentase tingkat keberhasilannya adalah sebagai berikut.

$$\text{Persentase keberhasilan} = \frac{23}{25} \times 100\% = 92\%$$

Persentase keberhasilan ini diperoleh dengan asumsi bahwa hasil klasifikasi citra di luar kelas termasuk ke dalam hasil klasifikasi yang benar.

4.6.2 Pengujian Terhadap Citra Bukan Tekstur dan Tidak Dipelajari

Berdasarkan hasil percobaan maka ditentukan suatu ambang batas agar sistem dapat membedakan citra masukan bertekstur dengan citra bukan tekstur. Pada program ini nilai ambang batas ditentukan sebesar 0,995 sehingga keluaran jaringan yang melebihi nilai ini akan didefinisikan sebagai citra di luar kelas yang ditentukan.

Dengan memperhitungkan posisi penangkapan citra maka terdapat 100 kali pengujian yaitu dari 25 citra dikalikan dengan 4 posisi penangkapan citra. Persentase keberhasilan pengujian terhadap citra bukan tekstur dengan empat posisi penangkapan citra adalah sebagai berikut.

$$\text{Persentase keberhasilan} = \frac{\text{jumlah pengujian yang benar}}{\text{jumlah seluruh pengujian}} \times 100\%$$

$$\text{Persentase keberhasilan} = \frac{89}{100} \times 100\% = 89\%$$

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

1. Persentase keberhasilan pengujian terhadap citra bertekstur yang dipelajari adalah 92% dan persentase keberhasilan pengujian terhadap citra bukan tekstur dan tidak dipelajari (dengan memperhitungkan posisi penangkapan citra) adalah 89%.
2. Jaringan saraf tiruan mengenali dan mengklasifikasi citra berdasarkan ciri-ciri hasil ekstraksi ciri citra.

3. Semakin banyak data yang dipelajari maka waktu pembelajaran akan semakin lama.

5.2 Saran

1. Sistem klasifikasi citra berdasarkan tekstur dapat menggunakan metode lain baik untuk ekstraksi ciri tekstur maupun untuk klasifikasinya. Metode lain untuk ekstraksi ciri antara lain adalah histogram jumlah dan selisih (*sum and difference histogram*) dan tapis gabor. Metode lain untuk klasifikasi antara lain adalah jaringan saraf tiruan hopfield dan KNN (*K Nearest Neighbour*).
2. Persentase keberhasilan yang tidak sempurna (100%) dalam mengenali dan mengklasifikasi citra salah satunya dipengaruhi oleh banyaknya derau pada citra hasil tangkapan webcam. Agar derau pada citra hasil tangkapan *webcam* berkurang maka piranti untuk menangkap citra dapat menggunakan *webcam* yang resolusinya lebih tinggi dari yang digunakan yaitu 640×480 piksel.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Achmad, B. dan K. Firdausy, *Teknik Pengolahan Citra Digital*, Ardi Publishing, Yogyakarta, 2005.
- [2] Ahmad, U., *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2005.
- [3] Hermawan, A., *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*, Penerbit Andi, Yogyakarta, 2006.
- [4] Image Processing Research Group, *Praktikum EC-4041 Pengolahan Citra dan Pengenalan Pola EC-6041 Pengolahan Citra dan Pengenalan Pola Lanut Modul 3 Texture Analysis*, Departemen Teknik Elektro, Institut Teknologi Bandung.
- [5] Kristanto, A., *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar, Algoritma, dan Aplikasi)*, Gava Media, Yogyakarta, 2004.
- [6] Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Informatika, Bandung, 2004.
- [7] Purnomo, M.H. dan A. Kurniawan, *Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2006.
- [8] Puspitaningrum, D., *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, Penerbit Andi, Yogyakarta, 2006.
- [9] Siang, J.J., *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta, 2005.
- [10] Widyatmoko, W. dan D. Gunawan, *Perbandingan Kinerja Sistem Identifikasi dan Klasifikasi Citra Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik Berbasis Histogram Jumlah dan Selisih*, <http://www.ies.eepis-its.edu/ies2004paper/102.pdf>, November 2005.



Panji Novia Pahludi [L2F304267]
Lahir di Jakarta, 03 November
1981. Mahasiswa Teknik Elektro
2004, Konsentrasi Elektronika
dan Telekomunikasi, Universitas
Diponegoro.
E-mail : azhimunnafs@yahoo.co.id

Menyetujui dan Mengesahkan

Pembimbing I

Achmad Hidayatno, S.T., M.T.
NIP. 132 137 933
Tanggal.....

Pembimbing II

R. Rizal Isnanto, S.T., M.M., M.T.
NIP. 132 288 515
Tanggal.....