

DESAIN DAN IMPLEMENTASI NEURO-FUZZY EXPERT SYSTEM UNTUK KLASIFIKASI TUTUPAN LAHAN

Safaruddin A. Prasad¹

¹Dosen Fisika FMIPA, Universitas Hasanuddin, Makassar

Abstrak

Dalam paper ini, diusulkan sebuah metode identifikasiutupan lahan untuk data pengideraan jauh menggunakan gabungan sistem neuro-fuzzy dan sistem pakar (expert system) yang kemudian disebut dengan Neuro-Fuzzy Expert System (NFES). JST adalah bagian dari neuro-fuzzy yang memiliki kemampuan untuk mengenal pola-pola kompleks, dan mengklasifikasinya ke dalam beberapa kelas yang diinginkan, namun mungkin terjadi misklasifikasi. Dengan menambahkan sistem pakar fuzzy ke dalam JST menggunakan basis pengetahuan geografi, misklasifikasi dapat dikurangi, sehingga dapat memperbaiki hasil klasifikasi, dibandingkan dengan metode back-propagation dari JST. Unjuk kerja identifikasi dan klasifikasi dengan NFES diverifikasi menggunakan data citra Landsat-ETM7 dengan obyek daerah Mandai, Kabupaten Maros, Sulawesi Selatan. Dari hasil verifikasi, diperoleh misklasifikasi hanya sebesar 3,19%, jauh lebih kecil dibandingkan dengan jika menggunakan metode back-propagation dengan misklasifikasi mencapai 12,3%.

Kata kunci : klasifikasiutupan lahan, neuro-fuzzy, expert system, JST, NFES.

1. PENDAHULUAN

NFES dapat dibagi ke dalam dua sub-sistem yang terdiri dari sistem *neuro-fuzzy* dan sistem pakar (*expert system*). Sistem *neuro-fuzzy* merupakan kombinasi JST dan sistem *fuzzy*. Kedua model ini masing-masing mempunyai area tinjauan yang bebas satu sama lain. Koneksi antara satu dengan yang lain hanya bersifat marginal akan tetapi dapat terlihat bahwa kombinasi antara keduanya memberikan sumbangan untuk pemecahan beberapa masalah.

Lotfi A. Zadeh memperkenalkan konsep himpunan *fuzzy* pada tahun 1965. Pada tahun 1974, E.H. Mamdani menemukan sebuah prosedur inferensi *fuzzy*, yang mengatur langkah pembangunan awal dan pengembangan aplikasi sistem *fuzzy*. Logika pemrograman juga memainkan peranan yang penting dalam penyebaran ide inferensi *fuzzy*, seperti penekanannya yang mengutamakan pengetahuan non-numerik dibandingkan dengan model-model matematika tradisional ^[1].

Expert systems (ES) adalah program komputer yang menggunakan pengetahuan simbol untuk mensimulasi perilaku kepakaran manusia, dan ini pada awalnya hanya merupakan wacana di dalam *artificial intelligence* (AI). Semua praktisi dibidang teknologi informasi sepakat bahwa sebuah *expert system* dapat digunakan bila telah memberikan kesimpulan yang sama seperti halnya seorang pakar ^[2].

Semula sistem pakar ditanamkan ke dalam sistem *fuzzy* yang kemudian dikenal sebagai sistem pakar *fuzzy* (*fuzzy expert system*) seperti yang dikemukakan oleh kelompok Maeda [3]. Gelombang mutakhir dari teknologi sistem pakar *fuzzy* digunakan untuk mengkonsolidasi arsitektur hibrida, yang disebut dengan *Synergetic AI*. Arsitektur ini dibangun sebagai respon atas keterbatasan sistem pakar *fuzzy* skala besar sebelumnya. Disisi lain, Murai dan Omatu [4] mensinergikan metode JST dengan koreksi kesalahan berbasis pengetahuan. Murai dan Omatu cukup berhasil mereduksi misklasifikasi hingga tinggal 4,58%. Dalam paper ini, seluruh pendekatan yang dilakukan di atas dikombinasikan ke dalam sebuah sistem yang disebut dengan NFES.

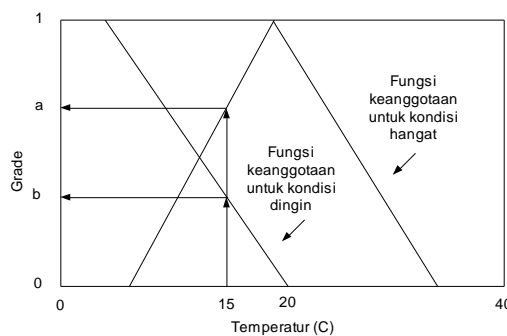
II. NEURO-FUZZY EXPERT SYSTEM (NFES)

2.1. Dasar Teori

Prosedur inferensi *fuzzy* didasarkan pada teori himpunan *fuzzy* yang mengatur ketidakpastian pada pengetahuan linguistik. Mamdani [5] mengajukan prosedur inferensi *fuzzy* dengan menekankan kepada adopsi sistem pakar *fuzzy*. Sebagai gambaran, andaikan terdapat sebuah pernyataan linguistik $E(A)$ pada ruang X . Selanjutnya didefinisikan sebuah pemetaan, disebut fungsi keanggotaan, $\mu(A, x)(x \in X, \mu \in [0,1])$, untuk mengkarakterisasi sebuah himpunan *fuzzy* A , yang didefinisikan sebagai $E(A)$. Fungsi keanggotaan $\mu(A, x)$ menunjukkan tingkat keanggotaan x pada himpunan A , yang merupakan perluasan fungsi kerapatan probabilitas konvensional. Sebagai contoh, perdefinisi $\mu(A, x) = 1$ menyatakan x sepenuhnya memenuhi $E(A)$, dan $\mu(A, x) = 0$ menyatakan x tidak memenuhi $E(A)$. Himpunan *fuzzy* A yang dikarakterisasikan oleh $\mu(A, x)$ umumnya dinyatakan oleh [1] :

$$A = \int \frac{\mu(A, x)}{x} \tag{1}$$

dimana \int tidak menyatakan secara langsung sebagai integrasi, melainkan menyatakan sebuah himpunan didefinisikan sebagai sebuah ruang X kontinu. Jika X adalah diskrit maka tanda \int harus dinyatakan dengan \sum (penjumlahan). Sebagai contoh, andaikan X adalah temperatur dengan interval 0 s/d 40, dan $E(A)$ adalah kondisi "hangat". Berdasarkan pernyataan linguistik $E(A)$, dapatlah didefinisikan fungsi keanggotaan $\mu(A, x)$ seperti pada gambar 1, yang menyatakan tingkat keanggotaan x pada $E(A)$.



Gambar 1. Contoh fungsi keanggotaan^[1].

Didasarkan pada definisi himpunan *fuzzy*, akan diformulasikan penggunaan prosedur inferensi Mamdani menurut relasi *fuzzy*. Relasi yang didefinisikan sebagai sebuah himpunan *fuzzy* Q yang merupakan produk himpunan $X \times Y$, yang dikarakterisasikan oleh fungsi keanggotaan $\mu(Q, x, y) : X \times Y \rightarrow [0,1]$. Anggap bahwa himpunan *fuzzy* A dan B masing-masing merupakan himpunan X dan Y berturut-turut, dan bahwa $A \times B$ menyatakan produk himpunan *fuzzy*. Fungsi keanggotaan dari produk himpunan $A \times B$ didefinisikan oleh :

$$\mu(AB, x, y) = \min\{\mu(A, x), \mu(B, y) \mid (x, y) \in XY\}, \tag{2}$$

dimana $\mu(A, x)$ dan $\mu(B, y)$ merupakan fungsi keanggotaan untuk himpunan *fuzzy* A dan B .

Jika terdapat sebuah *rule* sedemikian “if x adalah A , then y adalah B ” dan fakta menunjukkan bahwa “ x adalah A' .” maka Mamdani mengajukan prosedur inferensi

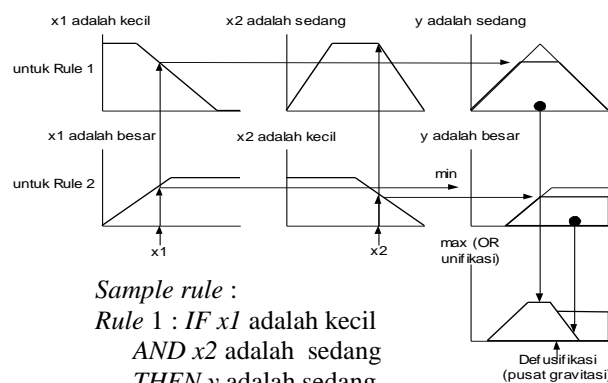
$$B' = A'.(A \times B), \tag{3}$$

dimana tanda titik/dot (.) menyatakan sebuah komposisi relasi *fuzzy* A' dan $(A \times B)$, yang didefinisikan oleh

$$\mu(B', y) = \max\{\mu(A', x), \mu(A \times B, x, y) \mid x \in X\} \tag{4}$$

Resultan dari persamaan ini umumnya merupakan suatu nilai terdistribusi pada Y . Sementara, defuzifikasi digambarkan sebagai pusat area atau pusat massa (*gravity*) yang didefinisikan oleh

$$\bar{y} = \frac{\int \mu(B', y)ydy}{\int \mu(B', y)dy} \tag{5}$$



Gambar 2. Prosedur inferensi *fuzzy* untuk *sample rule*

Gambar 2 memperlihatkan contoh prosedur inferensi untuk dua *rule* dengan premis perkalian, dimana *OR* dan *AND* merupakan operator sementara premis dan *rule* diinterpretasikan sebagai max dan min antara fungsi-fungsi keanggotaan.

Aturan-aturan *fuzzy* untuk memecahkan masalah klasifikasi mempunyai bentuk umum sebagai berikut :

$$R_r : \text{IF } x_1 \text{ adalah } A_{j1}^{(1)} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n \text{ adalah } A_{jn}^{(n)} \text{ THEN } (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C_j.$$

dimana $A_{j1}^{(1)}, \dots, A_{jn}^{(n)}$ adalah suku-suku linguistik, yang dinyatakan oleh himpunan *fuzzy* $\mu_{j1}^{(1)}, \dots, \mu_{jn}^{(n)}$. $C_j \subseteq \mathfrak{R}^n$ adalah sub-himpunan pola dan menyatakan kelas ke- j . Pola-pola merupakan tuple input $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathfrak{R}^n$. Hal ini dianggap bahwa sub-himpunan pola dapat dibagi ke dalam kelas-kelas, sedemikian sehingga setiap pola dapat direlasikan dengan sebuah kelas C_j . Setiap nilai x_i dari tuple input dipartisi menjadi q_i himpunan *fuzzy* $\mu_1^{(i)}, \dots, \mu_{q_i}^{(i)}$. Klasifikasi didefinisikan oleh aturan (*rule*) dasar dengan k aturan *fuzzy* R_1, \dots, R_k .

2.2. Arsitektur NFES

Aturan-aturan *IF-THEN* yang dibangun dalam model NFES merupakan gambaran dari sebuah arsitektur kombinasi dalam model NFES, sebagaimana diperlihatkan pada gambar 4. Sebuah sistem NFES dapat dibangun dari pengetahuan parsial menyangkut pola-pola, dan dapat diperhalus dengan pembelajaran, atau dapat dimulai dengan sebuah basis aturan kosong yang diisi dengan pembuatan aturan-aturan dari data pelatihan.

Untuk tiap variabel masukan yang digunakan pada jaringan, harus ditentukan berapa jumlah himpunan *fuzzy* yang digunakan untuk membagi domain dari variabel masing-masing. Dengan pembagian domain untuk tiap variabel dan suku-suku linguistik maka klasifikasi dapatlah dilakukan dan diperoleh hasilnya [6].

Tiap lapisan dalam NFES (gambar 3) diasosiasikan dengan langkah tertentu dalam proses inferensi *fuzzy*. Secara rinci, setiap lapisan mengandung pengertian sebagai berikut :

Lapisan-1 : Lapisan masukan. Tiap *neuron* pada lapisan ini mentransmisikan *signal crisp* ke *neuron* yang bersesuaian di lapisan berikutnya.

$$y_i^{(1)} = x_i^{(1)}$$

Lapisan-2 : Lapisan fuzifikasi. *Neuron-neuron* dalam lapisan ini menyatakan himpunan *fuzzy*. Sebuah *neuron* fuzifikasi menerima masukan *crisp* dan menentukan tingkat keanggotaannya di dalam himpunan *fuzzy neuron*.

Fungsi aktivasi dari sebuah keanggotaan *neuron* merupakan himpunan untuk *fuzzy* yang mencirikan himpunan *fuzzy neuron*. Himpunan yang digunakan adalah himpunan segitiga (*triangular sets*), dan oleh karena itu, fungsi aktivasi untuk *neuron* pada lapisan-2 di-set ke dalam fungsi keanggotaan segitiga. Sebuah fungsi keanggotaan segitiga dapat dicirikan oleh dua parameter $\{a, b\}$ sebagai berikut :

$$y_i^{(2)} = \begin{cases} 0, & \text{if } x_i^{(2)} \leq a - \frac{b}{2} \\ 1 - \frac{2|x_i^{(2)} - a|}{b}, & \text{if } a - \frac{b}{2} < x_i^{(2)} < a + \frac{b}{2} \\ 0, & \text{if } x_i^{(2)} \geq a + \frac{b}{2} \end{cases}$$

Lapisan-3 : Aturan *fuzzy*. Tiap *neuron* dalam lapisan ini berkorespondensi dengan sebuah aturan *fuzzy*. Sebuah *neuron* aturan *fuzzy* menerima masukan dari *neuron-neuron* fuzifikasi yang menyatakan himpunan-himpunan *fuzzy* pada aturan yang menyertainya. Sebagai contoh, *neuron* R1 berkorespondensi dengan aturan R1, menerima masukan dari *neuron-neuron* PR1, PR2, dan PR3.

Pada suatu sistem *neuro-fuzzy*, interseksi/irisan dapat diinterpretasikan dengan operator perkalian (*product operator*). Jadi keluaran dari *neuron* pada lapisan-3 diperoleh sebagai :

$$y_i^{(3)} = x_{i1}^{(3)} \times x_{i2}^{(3)} \times \dots \times x_{ki}^{(3)}$$

$$y_{R1}^{(3)} = \mu_{PR1} \times \mu_{PR2} \times \mu_{PR3} = \mu_{R1}$$

Lapisan-4 : Keluaran fungsi keanggotaan. *Neuron-neuron* pada lapisan ini menyatakan himpunan *fuzzy* yang digunakan sebagai konsekuensi dari aturan-aturan *fuzzy*. Sebuah *neuron* keluaran fungsi keanggotaan mengkombinasikan semua masukannya dengan menggunakan operasi gabungan (*union*). Operasi ini dapat diimplementasikan dengan *probabilistic-OR* sebagai berikut :

$$y_i^{(4)} = x_{i1}^{(4)} \oplus x_{i2}^{(4)} \oplus \dots \oplus x_{ki}^{(4)}$$

$$y_{O1}^{(4)} = \mu_{R2} \oplus \mu_{R3} \oplus \mu_{R4} \oplus \mu_{R6} \oplus \mu_{R7} \oplus \mu_{R8} = \mu_{O1}$$

Lapisan-5 : Defuzifikasi. *Neuron* pada lapisan ini merupakan keluaran tunggal dari *neuro-fuzzy expert system*. Semua *neuron* pada lapisan-4 dikombinasikan dalam suatu operasi gabungan (*union*) terhadap hasil operasi perkalian, sehingga ia merupakan komposisi jumlah-perkalian (*sum-product composition*).

$$y = \frac{\mu_{O1} \times a_{O1} \times b_{O1} \oplus \mu_{O2} \times a_{O2} \times b_{O2} \oplus \dots \oplus \mu_{O7} \times a_{O7} \times b_{O7}}{\mu_{O1} \times b_{O1} \oplus \mu_{O2} \times b_{O2} \oplus \dots \oplus \mu_{O7} \times b_{O7}}$$

Selanjutnya, semua *neuron* di-defuzifikasi untuk menjadi masukan bagi *neuron* pada lapisan berikutnya.

Lapisan-6 : Keluaran jaringan. *Neuron* pada lapisan ini merupakan akumulasi dari seluruh rangkaian proses pada jaringan NFES. Pada implementasi NFES, *neuron* pada lapisan-6 muncul sebagai peta klasifikasi.

Gambar 3 memperlihatkan arsitektur dari model NFES sebagai arsitektur JST dengan empat lapisan terselubung (*hidden layers*), satu lapisan masukan dan satu lapisan keluaran. Pada arsitektur dari model NFES ini diperlihatkan struktur paralel dan aliran data yang melewati model, masing-masing untuk pembelajaran (*backward path*) dan

klasifikasi (*forward path*). Aplikasi model ini pada pemrosesan data citra akan meningkatkan hasil klasifikasi dan citra klasifikasinya dapat divisualisasikan.

2.3. Algoritma NFES

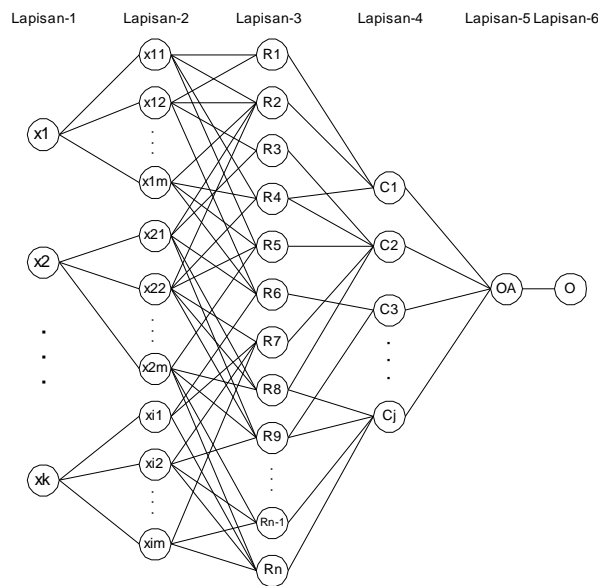
Berikut ini diperkenalkan algoritma dari model NFES untuk mengidentifikasi tutupan lahan. Algoritma NFES tersebut dapat dituliskan secara rinci sebagai berikut :

- Langkah-1 : Tentukan fungsi keanggotaan ke-*m* untuk input ke-*k*
- Langkah-2 : Generasikan rule untuk klas ke-*j*
- Langkah-3 : Lakukan training dan hitung kesalahan

$$\epsilon_j = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^3 \sum_{i=1}^N (x_i^k - G_i^k)^2}}{3 * N}$$

dengan *N* = jumlah piksel dalam klas ke-*j*

- Langkah-4 : IF $\epsilon_j > \epsilon_t$ THEN kembali ke langkah-2 (*t* = toleransi)
- Langkah-5 : Lakukan langkah-4 sampai k^m iterasi
- Langkah-6 : IF $\epsilon_j > \epsilon_t$ THEN kembali ke langkah-1
- Langkah-7 : $\epsilon_j < \epsilon_t$ THEN $C_j = \{x | x \in C_j\}$



Gambar 3. Arsitektur dari model NFES

III. RANCANGAN EKSPERIMEN

Logika *fuzzy* digunakan dalam paper ini oleh karena pada kenyataan di lapangan sangat sulit menemukan kondisi tutupan lahan yang homogen. Apalagi pengamatan dilakukan pada daerah yang cukup luas, dimana senantiasa ditemukan piksel yang menandai kelas campuran. Hal ini penting dalam polarisasi daerah dimana batas-batas antara kelas dapat didefinisikan dengan mudah dan daerah yang mempunyai

karakteristik yang mirip atau hampir sama dapat diklasifikasikan dalam satu kelas pada sebuah citra penginderaan jauh [4].

Klasifikasi data citra menggunakan *neuro-fuzzy expert system* (NFES) dibagi menjadi tiga bagian, yakni pra-proses dengan metode *fuzzy c-mean*, pengenalan pola dengan *neuro-fuzzy*, dan pengecekan dengan representasi pengetahuan.

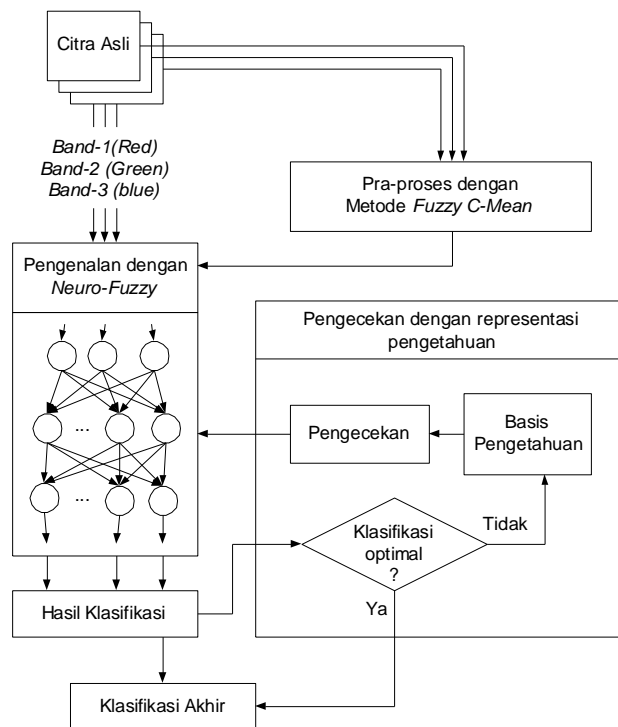
3.1. Pra-proses dengan Fuzzy C-Mean

Clustering menyatakan pengelompokan nilai-nilai piksel dalam ruang multispektral. *Fuzzy C-Mean* (FCM) adalah salah satu pengelompokan yang didasarkan pada jarak Euklidean. Kelompok Prasad[7] menggunakan algoritma FCM untuk mengklasifikasi tutupan lahan. Demikian pula yang dilakukan oleh kelompok Sangthongpraow[8].

Jika x_1 dan x_2 masing-masing menyatakan posisi piksel yang berbeda didalam suatu *cluster*, maka jarak Euklidean antara keduanya adalah :

$$\begin{aligned}
 d(x_1, x_2) &= \|x_1 - x_2\| \\
 &= \left\{ (x_1 - x_2)^T (x_1 - x_2) \right\}^{1/2} \\
 &= \left\{ \sum_{i=1}^N (x_{1i}^2 - x_{2i}^2) \right\}^{1/2}
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

dengan N adalah jumlah komponen spektral.



Gambar 4. Skema prosedur klasifikasi tutupan lahan

Kriteria *clustering* atau indikator kualitas *clustering* dinyatakan dalam ukuran jumlah kuadrat kesalahan SSE (*sum of squared error*), yang didefinisikan sebagai :

$$\begin{aligned} SSE &= \sum_{C_i} \sum_{x \in C_i} (x - M_i)^2 \\ &= \sum_{C_i} \sum_{x \in C_i} \|x - M_i\|^2 \end{aligned} \quad (7)$$

dimana M_i adalah rata-rata (*mean*) dari *cluster* ke- i dan $x \in C_i$ adalah pola yang diberikan pada *cluster* tersebut [7][8].

3.2. Pengenalan Pola dengan *Neuro-Fuzzy*

Pada bagian ini, dilakukan empat tahap proses. Tahap pertama adalah melakukan proses fuzifikasi dari nilai *crisp*. Tahap kedua adalah mengedit fungsi keanggotaan, termasuk menentukan jumlah fungsi keanggotaan untuk tiap masukan, tahap ketiga adalah melakukan pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dan tahap keempat adalah melakukan defuzifikasi untuk keperluan klasifikasi awal.

Selanjutnya hasil klasifikasi awal dibandingkan dengan data *ground truth* kemudian diuji keakuratannya. Jika sudah akurat maka akan dapat dilakukan klasifikasi akhir. Jika belum akurat, maka akan didefinisikan kembali fungsi-fungsi keanggotaan. Gambar 4 memperlihatkan skema prosedur klasifikasi tutupan lahan dari model NFES.

3.3. Pengecekan dengan Representasi Pengetahuan

Jika pada klasifikasi awal masih ditemukan jumlah mis-klasifikasi yang besar, maka proses diteruskan dengan melakukan pengecekan untuk memperbaharui basis aturan. Selanjutnya, basis aturan ini akan menjadi basis pengetahuan yang baru dalam proses pelatihan selanjutnya pada bagian *neuro-fuzzy*.

Pada paper ini, pengolahan data citra dilakukan menggunakan sebuah CPU IBM-PC Intel Pentium 4 (*clock* 2.4 GHz, 512 MB RAM) dengan sistem operasi windows ME. Kode sumber dari program ditulis dan dikompilasi/ diinterpretasi menggunakan Borland C++ Builder dan Matlab 6.1.

Tahap awal dari proses klasifikasi, dikelompokkan sebanyak 184023 piksel dari data citra masukan (483 x 381) ke dalam 729 kelas dengan pra-proses menggunakan FCM. Data sampel diambil dari citra fcc (*false color composite*) dari tiga saluran, seperti diperlihatkan pada gambar 6.

Selanjutnya, di dalam NFES dilatih data pelatihan menggunakan tiga variabel masukan, masing-masing mewakili saluran-1 yang ditandai sebagai merah (*red*), saluran-2 sebagai hijau (*green*), dan saluran-3 sebagai biru (*blue*). Masing-masing data input terdiri dari enam fungsi keanggotaan yang diambil dari hasil pra-proses dan klasifikasi pola-pola masukan.

Basis aturan (tabel-3) dibangun dengan asumsi bahwa nilai piksel fcc (sampel uji) terdiri dari nilai-nilai 0, 49, 101, 150, 202, 251, dan 255. Beberapa pernyataan linguistik

akan muncul sebagai pertanyaan kepada seorang pakar. Beberapa pertanyaan tersebut antara lain adalah: apakah nilai piksel saluran-1 lebih kecil dari 49?, apakah nilai piksel saluran-2 lebih besar dari 101?, apakah nilai piksel saluran-3 lebih kecil dari 150?, dan seterusnya. Beberapa pernyataan akan merupakan gabungan dengan relasi AND, OR, atau yang lainnya sebagai premis dalam kaidah produksi. Sehubungan dengan nilai-nilai piksel yang muncul pada fcc, maka dikelompokan enam kategori premis (*antecedent*) seperti diperlihatkan pada tabel-1, dan menghasilkan kaidah produksi yang diperlihatkan pada tabel-3.

Tabel-1. Kategori premis untuk kaidah produksi

Kategori Premis	Simbol dalam rentang	Arti simbol
1	$0 \leq x \leq 49$	Paling rendah (PR)
2	$49 < x \leq 101$	Rendah sedang (RS)
3	$101 < x \leq 150$	Sedang bawah (SB)
4	$150 < x \leq 202$	Sedang atas (SA)
5	$202 < x \leq 251$	Tinggi sedang (TS)
6	$251 < x \leq 255$	Paling tinggi (PT)

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil pelatihan himpunan-himpunan *fuzzy*

Algoritma pembelajaran tersupervisi dari NFES untuk mengadaptasi himpunan-himpunan *fuzzy*-nya berlangsung secara siklus lewat himpunan pembelajaran hingga didapatkan kriteria akhir yang sesuai, misalnya jika nilai yang menunjukkan jumlah misklasifikasi yang dapat diterima telah tercapai, atau besar kesalahan tidak dapat lagi diturunkan, dan lain-lain. Tabel-2 memperlihatkan hasil perhitungan areal yang termasuk kedalam himpunan kelas tutupan lahan.

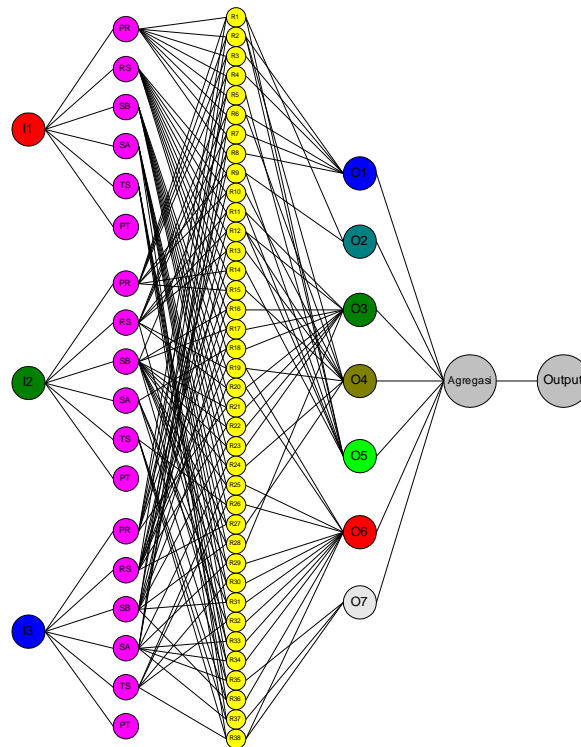
4.2 Hasil klasifikasi

Pada tabel-2, disajikan hasil klasifikasi tutupan lahan di daerah Mandai, kabupaten Maros, Sulawesi Selatan serta luas areal tutupan lahan dengan asumsi setiap piksel mewakili luas areal sebesar 30 m². Klasifikasi dilakukan menggunakan NFES, dalam sebuah bentuk sistem pakar berbasis pengetahuan. Pembangunan basis aturan mengacu kepada penggunaan dua hal yaitu, informasi peta (rupa bumi) dan pengetahuan geografis.

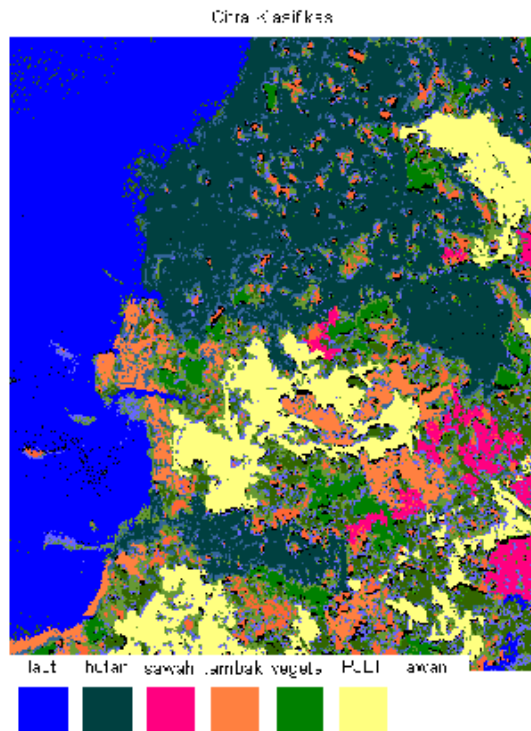
Sebagai implementasi metode NFES, diperagakan citra hasil klasifikasi pada gambar 8, yang memperlihatkan areal Laut/Air, Hutan, Sawah, Tambak, Vegetasi, PJLT (Pemukiman, Jalan, Lahan Tandus) dan areal tertutup Awan. Dari hasil perhitungan, diperoleh data hasil klasifikasi yang diperlihatkan pada tabel-2. Sedangkan *training* kesalahan dengan metode *back-propagation* menghasilkan *error* sebesar 6.6365 untuk 100 iterasi, dan 0.68957 untuk 1000 iterasi, seperti diperlihatkan pada gambar 6. Sementara dengan menggunakan metode yang diusulkan, diperoleh *error*/kesalahan sebesar 0.00013376.

V. KESIMPULAN

Dengan menggunakan metode NFES, dapat dilakukan klasifikasi tutupan lahan dengan telah mengurangi misklasifikasi. Dengan menggunakan *back-propagation* dari JST, misklasifikasi bisa mencapai 20% (hasil investigasi diperoleh sebesar 12.3%), sedangkan dengan menggunakan NFES yang telah diuji-cobakan pada data LandSat-ETM7 dengan studi kasus pada daerah Mandai, kabupaten Maros, Sulawesi Selatan, misklasifikasi hanya mencapai 3,19%.



Gambar 5. Struktur jaringan NFES berdasarkan kaidah produksi tabel-3



Gabar 8. Klasifikasi areal hutan dan bukan hutan

Adapun *produser accuracy (PA)* dan *user accuracy (UA)* serta *overall accuracy (OA)* dari hasil klasifikasi dapat dilihat pada table-4 untuk metode BPNN dan table-5 untuk metode NFES. Sel paling pojok kanan bawah dari kedua tabel (tabel-4 dan tabel-5) memperlihatkan *OA* dari hasil klasifikasi.

Tabel-2. Hasil kalkulasi

Obyek	Jumlah piksel	Luas (ha)
Laut/Air	52563	15769
Hutan	60928	18278
Sawah	18720	5616
Tambak	11189	3357
Vegetasi	1950	585
PJLT	31932	9580
tertutup Awan	863	259
terklasifikasi	178145	53444
survay (ukuran citra: 483 x 381)	184023	55207
Tidak terklasifikasi	5878	1763
Prosentase ter klasifikasi	96.81 %	
Prosentasi tidak terklasifikasi	3.19 %	

VI. DAFTAR PUSTAKA

1. Funabashi, M. et al., 1995, "Fuzzy and neural hybrid expert system: Synergetic AI," *IEEE Expert*, pp. 32-40.
2. Skidmore et al, 1996, "An operational GIS expert system for mapping forest soil," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.62, No.5, pp. 501-511.
3. Maeda, A. et al., 1991, "A fuzzy-based expert system building tool with self-tuning capability for membership function," *Proc. World Congress on Expert Systems*, Pergamon Press, New York, pp. 639-647.
4. Murai, H., Omatu, S. (1997), "Remote sensing image analysis using a neural network and knowledge-based processing", *Int. J. Remote Sensing*, Vol.18, No.4, pp. 811-828.
5. Enbutu, I. Et al., 1994, "Integration of multi-AI paradigms for intelligent operation support systems: Fuzzy rule extraction from a neural network," *Water Science and Technology*, vol. 28, no. 11-12, pp. 333-340.
6. Jang, J. S. R., 1993, "ANFIS: Adaptive-Neural-network-based Fuzzy Inference Systems," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.
7. Prasad, S.A., Sadly, M., Sardy, S., "Landsat TM Image data Classification of Land Cover by Fuzzy C-Mean", *Proc of the Int. Conf. on Opto-electronics and Laser Applications ICOLA'02*, pp. D36-D39, October 2-3, 2002, Jakarta, Indonesia. (ISSN : 979-8575-03-2)
8. Sangthongpraow, U., Thitimajshima, P., and Rangsangseri, Y. (1999), Modified Fuzzy C-Means for Satellite Image Segmentation, GISdevelopment.net
9. Nauck, U., Kruse, R., 1999, "Design and implementation of a neuro-fuzzy data analysis tool in java," Thesis Diploma, Braunschweig.
10. Simpson, J.J. and Keller, R.H., 1995, "An Improved Fuzzy Logic Segmentation of Sea Ice, Clouds, and Ocean in Remotely Sensed Arctic Imagery," *Remote Sens. Environ.*, Vol.54, pp. 290 – 312.
11. R. Kruse, J. Gebhardt and F. Klawonn, 1995, *Fuzzy Systeme*, 2. erweiterte Auflage, Teubner, Stuttgart.
12. 12. Jang, J. S. R., 1991, "Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm," *Proc. of the Ninth National Conf. on Artificial Intelligence (AAAI-91)*, pp. 762-767.