

APLIKASI JARINGAN SYARAF TIRUAN PROPAGASI BALIK PADA SYSTEM OLFAKTORI ELEKTRONIK LARIK SENSOR GAS UNTUK DETEKSI JENIS BAHAN HERBAL

Fajar Hardoyono^{1,2)}, Kuwat Triyana¹⁾ dan Bambang Heru Iswanto³⁾

¹⁾Jurusan Fisika FMIPA UGM, Sekip Utara BLS.21 Yogyakarta, 55281

²⁾Jurusan Tarbiyah STAIN Purwokerto, Jln A. Yani 40 A Purwokerto

³⁾Jurusan Fisika FMIPA Universitas Negeri Jakarta

hardoyono@mail.ugm.ac.id, triyana@ugm.ac.id

ABSTRAK

Penggunaan sistem jaringan syaraf tiruan propagasi balik untuk mengenali pola keluaran larik sensor gas dalam sistem olfaktori elektronik atau *electronic nose* (yang selanjutnya disebut *enose*) telah diterapkan terhadap empat macam sampel bahan herbal. Keempat bahan herbal tersebut meliputi: jahe (*zingiber officinale*), kencur (*Kaempferia galanga*), kunyit (*curcuma domestica val*) dan lengkuas (*languas galanga*). *Enose* yang digunakan terdiri atas empat sensor gas berbahan logam oksida seri TGS 822, TGS 825, TGS 826, dan TGS 880. Seperti dalam sistem olfaktori pada manusia (hidung) maka untuk dapat mengidentifikasi pola berdasarkan aroma khas yang ada pada setiap sampel bahan herbal, *enose* harus melalui serangkaian proses pelatihan dan pengujian dengan model tertentu, salah satunya dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST). Sebelum diproses lebih lanjut, sinyal keluaran (berupa tegangan) dari masing-masing sensor yang membentuk suatu pola perlu diekstraksi untuk memperoleh karakteristik ciri masing-masing sampel sekaligus mereduksi himpunan datanya. Penelitian ini menerapkan dekomposisi wavelet *daubechies* 4 tingkat 8, sehingga sinyal asli keluaran yang membentuk sinyal kontinu tak periodik dengan himpunan data sangat besar berbentuk matriks 400×4 tereduksi menjadi himpunan data yang tersusun atas matriks berukuran 16×4 . Dalam hal ini, setiap sensor diwakili dengan himpunan data berdimensi 16 yang merupakan nilai koefisien aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 . Matriks berukuran 16×4 inilah yang merupakan hasil ekstraksi ciri masing-masing sinyal keluaran sistem larik empat sensor sekaligus menjadi input data pada sistem jaringan syaraf tiruan. Selanjutnya dengan melakukan serangkaian pelatihan dan pengujian empat jenis bahan herbal, sistem jaringan syaraf tiruan propagasi balik mampu untuk mengenali jenis bahan herbal dengan ketelitian mencapai 93 %.

Kata Kunci: *e-nose*, transformasi wavelet, jaringan syaraf tiruan, propagasi balik

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara yang sangat kaya dengan keanekaragaman hayati. Salah satu varian keanekaragaman hayati yang ada di Indonesia adalah keanekaragaman hayati tanaman herbal. Karena khasiat yang telah teruji selama berpuluh-puluh tahun di masyarakat, kalangan industri farmasi dan industri jamu kemasan selalu menggunakan tanaman herbal sebagai bahan dasar dan bahan mentah untuk membuat jamu kemasan dan obat-obatan.

Dalam dekade terakhir, perhatian akan tanaman obat telah meningkat cukup besar (Hamon, 1988). Evaluasi senyawa aktif dari tanaman obat serta pengendalian mutu bahan baku herbal mulai memainkan peran penting dalam industri farmasi dan kosmetik. Penerapan metode analisis kimia yang rumit banyak digunakan, namun akhir-akhir ini sistem olfaktori elektronik atau *enose* mulai banyak

digunakan karena faktor kemudahannya (Islam, et. Al, 2006).

Kualitas bahan herbal dapat dikenali dengan baik oleh masyarakat dengan cara menyentuh dan menghirup aroma dari tanaman herbal secara langsung (Hariana, 2009). Selama ini proses penyortiran tanaman herbal untuk bahan dasar industri jamu kemasan dan obat-obatan masih bersifat manual dengan menggunakan tenaga manusia, dalam hal ini mengandalkan indera penglihatan dan penciuman untuk menentukan kualitas dari tanaman herbal. Proses penyortiran dengan menggunakan tenaga manusia tidak efektif untuk memisahkan bagian yang berkualitas baik dan bagian yang berkualitas tidak baik, karena keterbatasan respon indera manusia dan membutuhkan waktu yang cukup panjang.

Untuk dapat mengidentifikasi pola-pola aroma yang ada, *enose* harus melalui serangkaian proses pelatihan dan pengujian dengan model tertentu

untuk menghasilkan tingkat keakurasian yang tinggi. Salah satu model pelatihan yang cukup efektif dalam pengenalan pola adalah proses pelatihan dan pembelajaran dengan menggunakan konsep jaringan syaraf tiruan atau JST (Fausett, 1998).

Sebelum melalui tahapan proses lebih lanjut dengan menggunakan JST, sinyal keluaran enose memerlukan pemrosesan awal (*preprocessing*). Tujuan dari *preprocessing* ini adalah untuk memperoleh ekstraksi ciri spesifik dari setiap pola yang mewakili suatu sampel sekaligus untuk mereduksi data masukkan sehingga proses pelatihan dalam sistem JST menjadi lebih cepat. Salah satu metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode alih ragam (transformasi) *wavelet*.

1.2 Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk melokalisasi sebuah fungsi dalam ruang dan skala yang sering dilakukan pada sinyal dalam domain waktu dan bersifat non stasioner. Penggunaan transformasi *wavelet* banyak digunakan diantaranya untuk analisis sinyal, citra, dan kompresi data tanpa kehilangan informasi dari fungsi aslinya (Polikar, 1995 dan Triyana, et. al, 2007). Salah satu kelebihan dari transformasi *wavelet* ini adalah kemampuan dari transformasi ini untuk melokalisasi sinyal pada suatu daerah yang kecil pada sinyal yang besar. Pada dasarnya *wavelet* merupakan hasil perkalian dalam (*inner product*) antara sinyal dengan fungsi waveletnya. Secara umum, transformasi wavelet kontinu untuk sinyal $f(x)$ satu dimensi dinyatakan sebagai :

$$W_f(a,b) = \langle f | \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{a,b}(x) dx \quad (1)$$

Dimana fungsi wavelet dinyatakan sebagai:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

Fungsi $\psi_{a,b}$ di atas disebut sebagai *mother wavelet* (induk wavelet), dimana a adalah parameter skala dan b adalah parameter translasi (pergeseran) terhadap sumbu x . Dengan kata lain, transformasi wavelet memecah sinyal menjadi sekumpulan sinyal tergeser dan terskala dari wavelet induknya. Jika $a > 1$ fungsi wavelet ψ akan teregang sepanjang sumbu waktu, sementara itu jika $0 < a < 1$ maka ψ akan termampatkan. Sementara itu jika nilai $a < 0$ maka ψ akan terbalik terhadap sumbu waktu.

Berbeda dengan transformasi wavelet kontinu, transformasi wavelet diskret lebih efisien. Secara ringkas, suatu sinyal diskret $s(n) \in L^2(\mathbb{R})$ dengan n adalah indeks waktu diskret diuraikan sebagai berikut : $C(a,b) = c(j,k) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} s(n) g_{j,k}(n)$ (3)

Dalam hal ini g mengambil peran fungsi wavelet ψ . Faktor skala a dan parameter lokalisasi waktu b dirumuskan sebagai $a = 2^j$, dan $b = k \cdot 2^j$, dengan $(j,k) \in \mathbb{Z}^2$. j dan k merupakan bilangan bulat, dimana j pada transformasi wavelet diskret menyatakan jumlah level. Untuk memperoleh sinyal $s(t)$ kembali, inversi transformasi wavelet diskret dapat ditentukan dengan

$$s(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} c(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (4)$$

Di setiap level j dapat ditentukan bagian sinyal yang disebut detail yang dapat dituliskan kembali sebagai:

$$D_j(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (5)$$

Secara nyata detail menyatakan bagian sinyal yang berada pada paruh frekuensi tinggi dari suatu interval frekuensi. Selain detail, separuh lainnya yang menyatakan bagian frekuensi yang rendah disebut sebagai aproksimasi, yang untuk level j dituliskan sebagai:

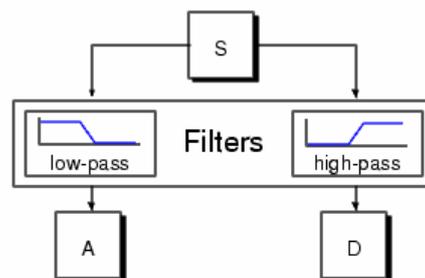
$$A_{j-1}(t) = \sum_{j > J} D_j \quad (6)$$

Dari persamaan (5) dan (6) dapat ditunjukkan bahwa :

$$A_{j-1}(t) = A_j(t) + D_j(t) \quad (7)$$

Sehingga sinyal hasil rekonstruksi wavelet (hasil dari inversi transformasi wavelet diskret) dapat dinyatakan sebagai:

$$s(t) = A_j(t) + \sum_{j \leq J} D_j \quad (8)$$



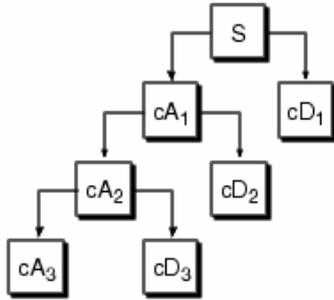
Gambar 1. Penguraian sinyal dengan DWT menjadi aproksimasi $A(t)$ dan detail $D(t)$ melalui filtering (Chan, et al, 2006)

Dalam prakteknya penentuan nilai aproksimasi dan detail dilakukan dengan proses *filtering* sesuai skema seperti yang tersaji pada Gambar 1. Secara mudah dapat dilihat bahwa bagian aproksimasi atau $A(t)$, merupakan bagian yang mengandung nilai frekuensi di paruh interval yang rendah, sedang bagian detail $D(t)$ merupakan bagian yang mengandung nilai frekuensi di paruh interval yang tinggi (Little, et. al, 2006). Pada proses dekomposisi wavelet, sinyal asli akan didekomposisi menjadi koefisien-koefisien aproksimasi dan detail

yang jumlahnya tergantung pada tingkat/level dekomposisinya. Sebagai contoh, pada dekomposisi wavelet tingkat tiga, sinyal asli akan didekomposisi dengan persamaan 9.

$$\begin{aligned} s &= cA_1 + cD_1 \\ &= cA_2 + cD_2 + cD_1 \\ &= cA_3 + cD_3 + cD_2 + cD_1 \end{aligned} \quad (9)$$

Secara singkat pohon dekomposisi dari persamaan (9) digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 2 : Pohon dekomposisi wavelet tingkat 3
(Chan, et al 2007)

1.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah suatu teknik komputasi yang menggunakan syaraf biologis (Fausett, 1994). Jaringan syaraf tiruan dikembangkan sebagai model matematis dari syaraf biologis dengan berdasarkan asumsi bahwa :

1. Pemrosesan terjadi pada elemen-elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Sinyal dilewatkan antar neuron melalui penghubung.
3. Setiap penghubung memiliki bobot yang akan mengalikan sinyal yang lewat.
4. Setiap neuron memiliki fungsi aktivasi yang akan menentukan nilai sinyal output.

Jaringan syaraf tiruan dapat digolongkan menjadi berbagai jenis berdasarkan pada arsitekturnya, yaitu pola hubungan antara neuron-neuron, dan algoritma TRingnya, yaitu cara penentuan nilai bobot pada penghubung.

1.4 Algoritma Backpropagation

Salah satu algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan yang banyak dimanfaatkan dalam bidang pengenalan pola adalah *backpropagation*. Algoritma ini umumnya digunakan pada jaringan syaraf tiruan yang berjenis *multi-layer feed-forward*, yang tersusun dari beberapa lapisan dan sinyal dialirkan secara searah dari input menuju output. Algoritma pelatihan *backpropagation* pada dasarnya terdiri dari tiga tahapan, yaitu:

1. Input nilai data pelatihan sehingga diperoleh nilai output.
2. Propagasi balik dari nilai *error* yang diperoleh.
3. Penyesuaian bobot koneksi untuk meminimalkan nilai *error*.

Ketiga tahapan tersebut diulangi terus-menerus sampai mendapatkan nilai *error* yang diinginkan. Setelah pelatihan selesai dilakukan, hanya tahap pertama yang diperlukan untuk memanfaatkan jaringan syaraf tiruan tersebut untuk proses pengujian. Secara matematis, ide dasar dari algoritma *backpropagation* ini sesungguhnya adalah penerapan dari aturan rantai (*chain rule*) untuk menghitung pengaruh masing-masing bobot terhadap fungsi *error*:

Algoritma belajar propagasi balik adalah sebagai berikut (Fu, 1994) :

1. Perhitungan nilai keluaran neuron pada setiap lapisan.

$$net_i = \sum_{j=1}^N (w_{ij} s_j) + q_i \quad (9)$$

$$s_i = f(net_i)$$

dimana,

- i : nomor neuron yang sedang dihitung sinyal aktivasinya
- j : nomor neuron yang outputnya dikontribusikan pada neuron i
- s_j : nilai output neuron j
- w_{ij} : nilai bobot hubungan antara neuron ke i dan ke j pada setiap lapisan
- q_i : nilai bias neuron ke i
- $f(net_i)$: fungsi aktivasi

2. Perhitungan kesalahan (*error*) dalam proses belajar,

$$e = \sum_{x,y} \sum_j (y_i^x - s_i^x)^2 \quad (10)$$

dimana,

y_i^x : output target yang dirancang

s_i^x : output target aktual yang diperoleh dengan perhitungan

3. Perhitungan delta δ_i neuron-neuron dalam lapisan tersembunyi dan lapisan output, dimana persamaan yang digunakan untuk perhitungan delta baik untuk lapisan tersembunyi maupun lapisan output, tergantung dari fungsi aktivasi yang digunakan.

4. Perhitungan nilai perubahan bobot dan bias.

Perubahan bobot :

$$\Delta w_{ij}(x, y) = \delta_i s_j^x \quad (11)$$

Perubahan bias :

$$\Delta q_i(x, y) = \delta_i \quad (12)$$

5. Perhitungan nilai bobot dan bias baru.

bobot baru :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \Delta w_{ij}^t + \alpha w_{ij}^{t-1} \quad (13)$$

bias baru :

$$q_{ij}^{t+1} = q_{ij}^t + \Delta q_{ij}^t \quad (14)$$

dimana

α : Parameter momentum

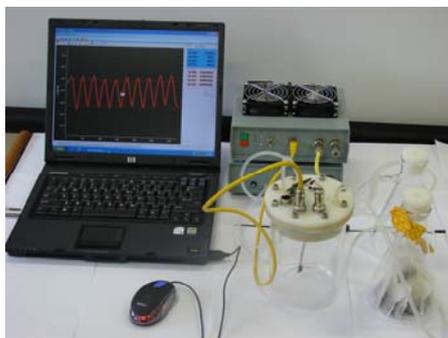
6. Langkah-langkah tersebut diulang sampai deviasi keluaran kecil sehingga mencapai *stopping criteria error* yang diharapkan.

Dalam penulisan ini digunakan fungsi aktivasi Sigmoid biner yang memiliki nilai keluaran 0-1.

2. IMPLEMENTASI SISTEM

2.1 Sistem olfaktori elektronik

Peralatan yang digunakan untuk memperoleh data menggunakan enose yang terdiri dari dua bagian, yaitu perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras meliputi unit akuisisi data dan antar muka, unit *power supply* dan sistem kendali, unit pompa, dan unit pengolah data (Gambar 3). Perangkat lunak unit akuisisi data dan antarmuka secara umum berisi sensor suhu, kelembaban dan sensor gas yang terbuat dari material oksida logam atau MOS seri figaro. Sedangkan SHT11 sebagai sensor kelembaban dan suhu presisi tinggi.



Gambar 3. Perangkat keras pada sistem enose

2.2 Bahan dan preparasinya

Sampel uji dibuat dari 4 jenis tanaman herbal segar yang berbeda. Sampel-sampel tersebut dibeli dari pasar tradisional, meliputi seperti jahe (*zingiber officinale*), kunyit (*curcuma domestica val*), kencur (*kaempferia galanga*), dan lengkuas (*languas galanga*). Setelah dicuci, bahan yang digunakan untuk pengujian di timbang terlebih dahulu ditimbang sehingga berat sampelnya masing-masing 150 gram. Setiap sampel kemudian dicacah dan dimasukkan dalam Erlenmeyer tempat sampel

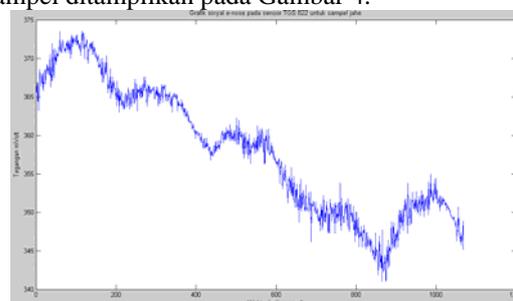
2.3 Perekaman data

Setiap sampel yang dimasukkan ke dalam *breaker glass* pada enose akan mengeluarkan aroma yang unik antara satu sampel dengan sampel yang lain. Proses deteksi dan pengukuran aroma dengan menggunakan enose dilakukan selama 5x5 detik, dengan proses *cut off* antara proses penghisapan dan *flushing* selama 5 detik. Hasil keluaran dari enose akan menghasilkan 4 sinyal kontinu yang merupakan grafik sinyal tegangan (V) versus waktu (t) yang merupakan representasi hasil pengukuran tegangan keluaran untuk sensor gas secara berurutan. Dari masing-masing sinyal, 400 data terbaik diambil untuk proses analisa data dengan

menggunakan dekomposisi transformasi wavelet digital untuk menghasilkan ekstraksi ciri masing-masing sampel.

2.4 Karakteristik data

Sinyal keluaran pada *electronic nose* berbentuk sinyal kontinu tak periodik dalam fungsi waktu, dimana sinyal keluarannya merupakan representasi tegangan versus waktu. Setiap deteksi aroma sampel bahan herbal, sistem enose akan mencatat harga tegangan yang diukur oleh masing-masing sensor TGS 880, TGS 822, TGS 826, dan TGS 825, sehingga untuk setiap satu deteksi sampel bahan herbal yang diteliti akan dihasilkan empat buah sinyal berbentuk grafik yang tidak teratur (tak periodik). Bentuk sinyal keluaran sensor pada sampel ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4 : Grafik sinyal keluaran asli enose pada sensor TGS 822 pada sampel jahe

2.5 Pengambilan ekstraksi Ciri

Pengambilan ekstraksi ciri dilakukan untuk mencari karakteristik masing-masing sampel dengan cara mereduksi jumlah data tanpa menghilangkan informasi penting dari data itu sendiri. Pengambilan ekstraksi ciri pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan dekomposisi wavelet daubechies 4 dan symlet 4 tingkat 8 sehingga diperoleh koefisien aproksimasi cA_8 , koefisien detail $cD_1, cD_2, cD_3, cD_4, cD_5, cD_6, cD_7,$ dan cD_8 yang menggambarkan karakteristik ekstraksi ciri dari setiap sampel bahan herbal yang diteliti. Setelah melalui proses dekomposisi wavelet, terjadi proses reduksi jumlah himpunan data untuk masing-masing sinyal keluaran enose yang dihasilkan oleh aroma sampel yang diteliti.

2.6 Arsitektur jaringan syaraf tiruan

Setelah melalui pengambilan ekstraksi ciri melalui dekomposisi wavelet, data keluaran enose selanjutnya diproses dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik untuk menguji kehandalan system ini dalam mengenali pola-pola keluaran larik sensor gas. Adapun desain sistem jaringan syaraf tiruan dibangun dengan menggunakan arsitektur 3 lapis yang terdiri dari 1 lapis masukan, 1 lapis lapisan tersembunyi dan satu lapis keluaran dengan jumlah simpul tiap lapisan dan

target keluaran yang ditampilkan pada tabel tabel 1 - 2.

Tabel 1. Distribusi Neuron pada JST

| Lapisan | Jumlah neuron |
|--------------|---------------|
| Input | 64 |
| Hidden Layer | 8 |
| Output | 10 |

Tabel 2. Pola target JST

| Target | Pola |
|----------|------------|
| Jahe | 1000000000 |
| Kencur | 1100000000 |
| Kunyit | 1110000000 |
| Lengkuas | 1111000000 |

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Selain struktur, algoritma, serta fungsi aktivasi yang digunakan, masih ada parameter-parameter signifikan lain yang sangat mempengaruhi karakteristik JST secara keseluruhan yaitu : Nilai awal, Kecepatan Belajar (η), dan *Error tolerance*.

2.7 Penggunaan Perangkat Lunak

Pemrosesan data keluaran enose dilakukan dengan proses komputasi. Proses *interfacing* larik sensor gas dengan komputer dibantu dengan perangkat lunak *Electronic Nose Analyser with Bluetooth* (Enablue) sementara proses ekstraksi ciri, pelatihan dan pengujian sistem menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik dibantu dengan perangkat lunak Matlab 7.3.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Proses Ekstraksi Ciri

Sebagaimana dikemukakan, semua sinyal dianalisis dengan menggunakan dekomposisi wavelet daubechies 4 dan symlet 4 tingkat 8 sehingga diperoleh koefisien aproksimasi cA_8 , koefisien detail $cD_1, cD_2, cD_3, cD_4, cD_5, cD_6, cD_7$, dan cD_8 yang menggambarkan karakteristik ekstraksi ciri dari setiap sampel bahan herbal yang diteliti. Setelah melalui proses dekomposisi wavelet, terjadi proses reduksi jumlah himpunan data untuk masing-masing sinyal keluaran enose yang dihasilkan oleh aroma sampel yang diteliti. Sebagai contoh untuk sinyal asli keluaran enose pada deteksi sampel jahe, jumlah himpunan data empat sensor akan berjumlah 400×4 data.

Sementara itu, jumlah himpunan data untuk masing-masing koefisien aproksimasi cA_8 , dan koefisien detail cD_8 akan tereduksi menjadi 8×2 data atau 16 data. Dengan demikian maka untuk dekomposisi empat sinyal keluaran masing-masing sampel diperoleh sebanyak $4 \times 8 \times 2$ data = 64 data. Artinya, jumlah himpunan data untuk masing-masing sampel yang diteliti akan tereduksi dari 1600 data menjadi 64 data.

Tabel 3. Grafik himpunan data koefisien Aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 sampel jahe, dan kunyit dengan dekomposisi Daubechies 4 level 8

| Sampel | Sensor | cA_8 | cD_8 |
|----------|---------|--------|--------|
| Jahe | TGS 822 | | |
| | TGS 825 | | |
| | TGS 826 | | |
| | TGS 880 | | |
| Kunyit | TGS 822 | | |
| | TGS 825 | | |
| | TGS 826 | | |
| | TGS 880 | | |
| Kencur | TGS 822 | | |
| | TGS 825 | | |
| | TGS 826 | | |
| | TGS 880 | | |
| Lengkuas | TGS 822 | | |
| | TGS 825 | | |
| | TGS 826 | | |
| | TGS 880 | | |

Berdasarkan hasil jumlah himpunan data dari koefisien aproksimasi ini, maka himpunan data koefisien Aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 cukup representatif untuk dijadikan data masukan pada unit pemroses berikutnya untuk proses identifikasi, misalkan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan. Karakteristik ciri dari masing-masing sampel terlihat dari bentuk grafik himpunan data koefisien

aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 yang unik untuk setiap sampel. Bentuk grafik himpunan data koefisien aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 yang unik dan berbeda dengan sampel bahan herbal yang lain. Dibandingkan dengan pola asli tanpa ekstraksi ciri, pola masing-masing sensor setelah mengalami ekstraksi menunjukkan bentuk visual dengan perbedaan yang sangat tajam.

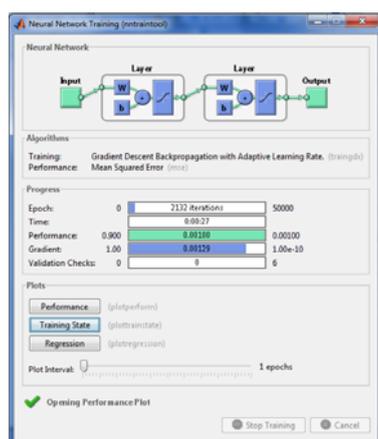
Dengan menggunakan dekomposisi wavelet daubechies 4 tingkat 8, setiap sampel tereduksi menjadi dalam wakil himpunan data yang tersusun atas matriks berukuran 16×4 , dimana setiap sensor akan diwakili dengan himpunan data berdimensi 16 yang merupakan nilai koefisien aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 . Matriks berukuran 16×4 inilah yang merupakan hasil ekstraksi ciri masing-masing sinyal keluaran enose dan menjadi data masukan bagi tahapan pemroses berikutnya yaitu dengan menggunakan JST.

3.2 Proses Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Setelah diperoleh pola data masukkan enose dengan dekomposisi wavelet, maka JST siap untuk dilatihkan. Tujuan dari pelatihan JST adalah untuk menghasilkan parameter-parameter JST dan bobot masing-masing lapisan yang paling sesuai yang nantinya digunakan dalam proses pengujian. Parameter-parameter yang dilatihkan adalah sebagai berikut :

- Pembelajaran (η) = 0.10
- Iterasi maksimum = 50000
- Batas toleransi error = 10^{-4}
- Inisialisasi bobot awal = 0-1
- Jumlah data pelatihan = 4 data masukan

Form pelatihan JST ditampilkan pada gambar 5



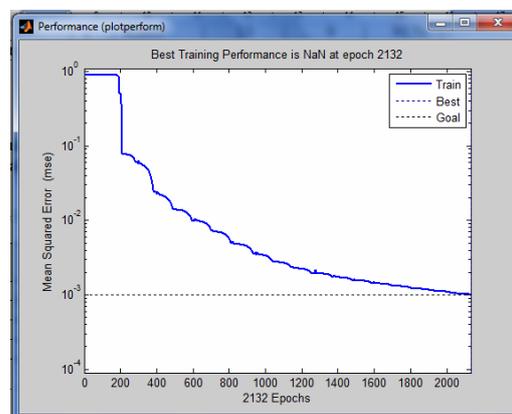
Gambar 5 : Form pelatihan JST Propagasi balik

Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan algoritma propagasi balik yang dituliskan pada bagian I.4. Satu siklus pelatihan terdiri atas inisiasi bobot awal, perhitungan nilai keluaran setiap lapisan, dan penghitungan error yang terjadi. Satu siklus pelatihan yang dilakukan disebut satu iterasi.

Proses pelatihan akan terus diurulang jika error yang terjadi belum mencapai 10^{-4} . Dalam keadaan tertentu, proses pelatihan akan dihentikan jika iterasi telah mencapai 50.000 kali iterasi meskipun error yang dihasilkan belum mencapai nilai sebesar 10^{-4} . Secara garis jumlah iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai error 10^{-4} untuk masing-masing sampel bahan herboldalam pelatihan ini disajikan dalam tabel 4. Grafik penurunan error pada pelatihan ini dtampilkan pada gambar 6 :

Tabel 4. Hasil Pelatihan JST masing-masing sampel

| No | Jenis Sampel | Iterasi | Error yang diperoleh |
|----|--------------|---------|-------------------------|
| 1 | Jahe | 4914 | 9.9984×10^{-4} |
| 2 | Kencur | 7903 | 9.9971×10^{-4} |
| 3 | Kunyit | 4967 | 9.9925×10^{-4} |
| 4 | Lengkuas | 8277 | 9.9997×10^{-4} |



Gambar 6 : Grafik penurunan error pada pelatihan JST Propagasi balik

3.3 Proses Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Pengujian terhadap sampel keluaran enose dilakukan untuk mengetahui keakurasian program dalam mengenali pola-pola keluaran enose yang dilatihkan kepadanya. Proses pengujian JST dilakukan dengan cara memasukkan data pola keluaran enose masing-masing sampel bahan herbal yang hendak diujikan ke dalam sistem pengujian JST dan dikalikan dengan bobot yang telah tersimpan untuk masing-masing lapisan yang diperoleh dari proses pelatihan. Dalam penelitian ini proses pengujian sampel sejenis (*straight sample test*) dan pengujian sampel silang (*cross sample test*).

3.3.1. Pengujian Sampel Sejenis (*Straight sample test*)

Pengujian sampel sejenis dilakukan dengan cara menguji sampel bahan herbal dengan menggunakan data pola keluaran enose dan bobot pelatihan dari tanaman sejenis yang telah dilatihkan sebelumnya. Hasil pengujian sampel sejenis digunakan untuk

mengukur tingkat keakurasian JST dalam mengidentifikasi dan mengenali sampel lain dalam satu jenis tanaman herbal. Semakin banyak sampel sejenis yang dapat diidentifikasi, maka semakin tinggi keakurasian JST dalam mengenali bahan herbal. Hasil pengujian menyatakan bahwa tingkat akurasi sistem JST mencapai 95 %. Dari 40 jenis sampel yang diidentifikasi dari empat jenis bahan herbal yang berbeda, JST mampu mengenali 38 sampel, sementara 2 sampel tidak dapat dikenali. Adapun hasil masing-masing pengujiaannya ditampilkan pada tabel 7

Tabel 5 : Hasil pengujian sampel sejenis pada 40 jenis sampel

| No | Jenis sampel | Jumlah sampel | Dikenali | Tidak Dikenali | Akurasi |
|----|--------------|---------------|----------|----------------|---------|
| 1 | Jahe | 10 | 10 | 0 | 100 % |
| 2 | Kencur | 10 | 9 | 1 | 90 % |
| 3 | Kunyit | 10 | 9 | 1 | 90 % |
| 4 | Lengkuas | 10 | 10 | 0 | 100 % |

3.3.1. Hasil Pengujian Silang (*Cross Test*)

Pengujian silang dilakukan untuk mengukur akurasi JST dalam menolak mengenali sampel data enose dari satu jenis bahan herbal tertentu. Pengujian sampel silang dilakukan dengan cara menguji sampel bahan herbal dengan menggunakan data pola keluaran enose dan bobot pelatihan dari tanaman tak sejenis yang telah dilatihkan sebelumnya. Pada pengujian seperti ini, JST dikatakan akurat jika sistem tidak mengenali sampel uji bahan herbal yang diuji dengan bobot simpan hasil pelatihan sampel bahan herbal yang lain. Hasil pengujian silang menunjukkan tingkat keakurasian JST mencapai 93 %. Adapun data hasil pengujian silang dinyatakan dalam tabel 6

Tabel 6. Hasil pengujian silang dengan menggunakan 40 sampel

| Sampel Yang diuji | Jumlah sampel yang dapat dikenali dan tidak dapat dikenali | | | | | | | |
|-------------------|--|----|--------|----|--------|----|----------|----|
| | Diuji dengan sampel | | | | | | | |
| | Jahe | | Kencur | | Kunyit | | Lengkuas | |
| | + | - | + | - | + | - | + | - |
| Jahe | 10 | 0 | 0 | 10 | 0 | 10 | 0 | 10 |
| Kencur | 0 | 10 | 9 | 1 | 0 | 10 | 1 | 9 |
| Kunyit | 0 | 10 | 0 | 10 | 10 | 0 | 1 | 9 |
| Lengkuas | 0 | 10 | 2 | 8 | 0 | 10 | 10 | 0 |
| Tingkat akurasi | 100 % | | 92,5 % | | 100 % | | 95 % | |

+ : Dikenali
- : Tidak dapat dikenali

4. PENUTUP

Penggunaan sistem jaringan syaraf tiruan untuk mengenali pola keluaran larik sensor gas dalam sistem olfaktori elektronik atau *electronic nose* telah terapkan. Sebelum pelatihan dan pengujian, data keluaran enose diekstraksi cirikan untuk

menggambarkan karakteristik unik dari pola telah dilakukan dengan menggunakan metode transformasi wavelet. Perbandingan secara visual antara data sebelum dan setelah dilakukan transformasi menunjukkan perbedaan yang sangat tajam untuk setiap pola.

Setiap sensor diwakili dengan himpunan data berdimensi 16 yang merupakan nilai koefisien aproksimasi cA_8 , dan himpunan data koefisien detail cD_8 . Matriks berukuran 16×4 inilah yang merupakan ekstraksi ciri masing-masing sinyal keluaran enose dan menjadi data masukkan bagi jaringan syaraf tiruan. Hasil pengujian sampel sejenis (*straight test*) menunjukkan kemampuan JST mengenali sampel bahan herbal mencapai tingkat akurasi 95 %, sementara pengujian sampel tak sejenis (*cross test*) menunjukkan kemampuan JST dalam mengenali sampel bahan herbal mencapai tingkat akurasi 97 %

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Joko Nugroho dan Ibu Sri Rahayoe dari Fakultas Teknologi Pertanian UGM yang telah memberikan ijin menggunakan enose untuk riset ini.

PUSTAKA

- Chan, A.K., dan Liu, S.J., *Wavelet Toolware : Software for Wavelet Training*, Academic Press Limited, London, 1998.
- Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall Inc., USA, 1994.
- Fu, L. M., *Neural Network in Computer Intelligence*, Internasional Edition, Mc Graw Hill Co., Singapore, 1994
- Hamon, N.W., Herbal Medicine Hawthorns (genus *crataegus*), *Can. Pharm. J.* 121, 1988, pp. 708–724.
- Hariana, A., *Tumbuhan Obat dan Khasiatnya*, Seri 1 – 3, Penebar Swadaya, Jakarta, 2009.
- Islam, S.A.K.M., Ismail Z., Saad, B. A., Othman, A.R., Ahmad, M.N., dan Shakaff, A.Y.Md. Correlation studies between electronic nose response and headspace volatiles of *Eurycoma longifolia* extracts, *Sensors and Actuators B*, 120, 2006, pp. 245–251.
- Little, N.J., dan Shure, L., *Signals processing Toolbox*, for use with MATLAB, the MATH WORKS inc., 2006.
- Polikar, R., *The Wavelet Tutorial*, Departement of Electrical and Computer Engineering, Rowan University, 1995.
- Triyana, K., Masthori, A., Supardi, B.P. dan Bharata, A.M.I., Prototype of Electronic Nose Based on Gas Sensors Array and Back Propagation Neural Network for Tea Classification, *Berkala MIPA*, 17(3), 2007, pp. 57.