

APLIKASI JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK IDENTIFIKASI UNSUR RADIOAKTIF

Kawkab Mustofa, Sunarko, ST

ABSTRAK

APLIKASI JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) UNTUK IDENTIFIKASI UNSUR RADIOAKTIF. Jaringan syaraf Tiruan adalah suatu sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi manusia, JST dapat dilatih untuk mengenali suatu obyek yang memiliki pola tertentu dan spesifik. Spektrum gamma yang dipancarkan oleh unsur radioaktif mempunyai sifat spesifik, karena sifat itulah jaringan syaraf tiruan dapat dilatih untuk mengenal dan mengidentifikasi unsur radioaktif secara pasti. Unsur radioaktif dideteksi dengan detektor Hp-Ge, kemudian di dicacah dengan menggunakan *Multi Chanel Analysis* (MCA). Keluaran yang berupa spektrum dijadikan sebagai data pelatihan bagi JST dengan pelatihan terbimbing. Unsur radioaktif yang diperkenalkan sebanyak 4 (empat) buah unsur standar yaitu Am-241, Ba-133, Co-60 dan Cs-137, masing-masing unsur memiliki lima buah data spektrum. Topologi yang dipilih adalah umpan maju (*feedforward*) dengan pelatihan perambatan balik (*backpropagation*) dengan konfigurasi terbaik yaitu *node input* 1601, satu (1) lapisan tersembunyi dengan jumlah *node* 175 serta *node output* 1 laju pembelajaran 0,5 dan momentum 0,1 dengan *error* 0.004398. Setelah konfigurasi JST diintegrasikan dengan perangkat lunak LabView, perangkat lunak mampu mengenali 4 (empat) jenis spektrum unsur radioaktif serta kombinasinya dengan baik.

Kata Kunci : Jaringan Syaraf Tiruan, Unsur Radioaktif

ABSTRACT

THE APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) IN IDENTIFYING RADIOACTIVE ELEMENT. ANN is a processing information system that characteristic like with biological neural network human being, which can be trained on how to recognize to object owning specific and certain pattern. Gamma spectrum transmitted by radioactive element have the nature of is specific. Because nature of that's artificial nerve network can be trained on how to recognize and identify radioactive element surely. Radioactive element detected with detector of Hp-Ge. later; then count by using Multi Channel Analysis (MCA). Output which in the form of spectrum made as training data to ANN with training guided. Radioactive element which introduced by counted 4 (four) that is Am-241, Ba-133, Co-60 and of Cs-137, each element have five spectrum data. Topology the selected is feed forward with training of back propagation with best configuration that is input node 1601, one (1) hidden layer is 175 output is 1 with learning rate 0,5 and momentum 0,1 with error 0.004398. After configuration of ANN integrated with software of Labview, software can recognize 4 (four) the spectrum and also its combination better.

Key words : Artificial Neural Network, Radioactive element

PENDAHULUAN

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah suatu sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi manusia, JST dapat dilatih untuk mengenali terhadap suatu obyek yang memiliki pola tertentu dan spesifik. Dengan pelatihan yang terstruktur untuk mengenali suatu obyek tertentu, sehingga dengan pasti dapat mengenali, maka JST yang telah terbimbing itu bisa mengenali atau menemukan kembali obyek tersebut sekalipun diacak dengan obyek lain. Berangkat dari sifat spektrum radiasi

unsur radioaktif yang memiliki pola spektrum spesifik dan terlatihnya JST untuk mengenali dan mengidentifikasi pola spektrum unsur radioaktif, maka JST dapat digunakan untuk mengidentifikasi spektrum radioaktif.

Dalam penelitian ini dilakukan pengamatan spektrum gamma yang dipancarkan dari unsur radioaktif, yang berasal dari unsur-unsur standar yang tersedia di RSG-GAS yaitu : Am-241, Co-60, CS-137 dan BA-133.

Topologi JST yang digunakan dalam penelitian ini adalah umpan maju (*feedforward*) dengan pembelajaran perambatan balik (*backpropagation*)

learning) dan pengambilan data dilakukan menggunakan detektor HpGe dan dicacah dengan menggunakan *Multi Channel Analyzer* (MCA). Hasil pencacahan tersebut disimpan dalam bentuk *textfile* yang digunakan sebagai data masukan pelatihan JST.

DASAR TEORI

Analisis Aktivasi Neutron (AAN) adalah salah satu teknik atau metode uji tak merusak yang digunakan untuk mengetahui kandungan unsur dalam suatu paduan, baik kualitatif maupun kuantitatif. Metode ini didasarkan pada reaksi nuklir antara neutron dengan bahan (materi) uji, kemudian dideteksi hasil interaksinya, berupa energi radiasi gamma yang sangat spesifik bagi setiap unsurnya. Metode ini mempunyai keunggulan tersendiri, yaitu tidak merusak bahan yang diuji, mampu menghasilkan tingkat ketelitian yang sangat tinggi. Contoh energi sinar gamma 4 jenis unsur dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Energi 4 (empat) jenis unsur radiaktif^[7]

No.	Unsur	Energi(keV)
1.	Am-241	59,54
2.	Co-60	1173,24 1332,50
3.	Cs-137	661,66
4.	Ba-133	53,16 79,62 81,00 276,40 302,85 356,02 383,85

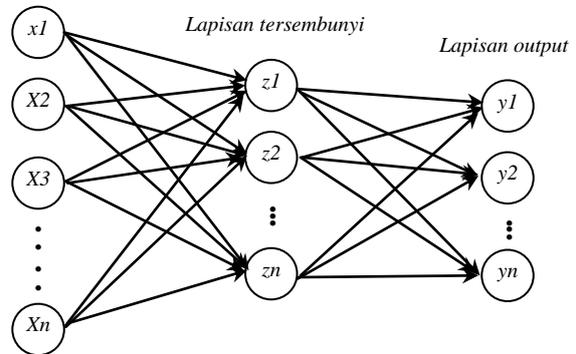
Sumber: IAEA-TECDOC-564 "Practical Aspects of Operating Neutron Activation Analysis Laboratory" ISSN 1011-4289 Viena, Austria 1990 Hal. 197

Energi yang muncul dari masing-masing unsur inilah yang selanjutnya dianalisis dengan menggunakan JST. JST terdiri atas sejumlah *neuron* yang tersusun berlapis-lapis dari lapisan input sampai dengan keluaran. Seperti neuron pada jaringan syaraf manusia, *neuron* buatan pada setiap lapisan berfungsi menghitung hasil fungsi aktivasi dari jumlahan terbobot input-inputnya.

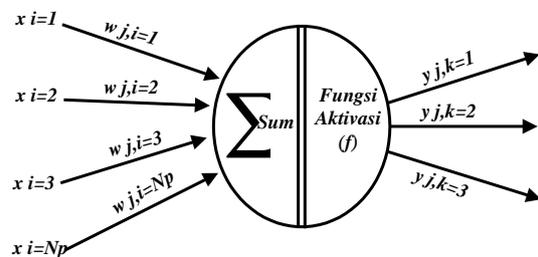
Prinsip kerja dari JST adalah suatu sistem pemrosesan informasi yang cara kerjanya memiliki kesamaan tertentu dengan jaringan syaraf biologis. Karena keterbatasan yang dimiliki oleh struktur JST yang dapat secara *practical* di modelkan, maka aplikasi konsep JST pada pemodelan JST masih merupakan sebagian kecil dari kemampuan sistem syaraf yang sebenarnya. Sebagai ilustrasi, sistem

JST dapat dijelaskan dengan Gambar 1 dan Gambar 2.

Lapisan input



Gambar 1. Model struktur jaringan syaraf tiruan



Gambar 2. Konsep pemodelan jaringan syaraf tiruan

Salah satu model atau paradigma pelatihan JST yang banyak digunakan untuk aplikasi seperti ini adalah perambatan balik (*backpropagation*). Pada dasarnya, model ini meliputi tiga fase :

Fase I : Fase Maju (Feedforward)

$$Z_{in_j} = \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots(1)$$

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah *sigmoid* untuk menghitung sinyal keluaran yaitu:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \dots\dots\dots(2)$$

dengan menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot :

$$Y_{in_j} = \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \dots\dots\dots(3)$$

fungsi aktivasi digunakan untuk menghitung sinyal outputnya

$$Y_k = f(y_{in_k}) \dots\dots\dots(4)$$

Fase II : Propagasi Mundur (Backpropagation)

Hitung semua faktor kesalahan (δ) unit keluaran, dihitung dengan persamaan :

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_k) = (t_1 - y_1) y_1(1 - y_1) \dots\dots\dots(5)$$

dimana :

t_1 = target pembelajaran pada keluaran y_1

t_2 = target pembelajaran pada keluaran y_2
koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jk}) dihitung dengan persamaan :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j \dots \dots \dots (6)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot w_{jk} \dots \dots \dots (7)$$

Nilai yang di dapat dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi error :

$$\delta_j = \delta_{in_j} \cdot f'(z_{in_j}) \dots \dots \dots (8)$$

Koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}) dihitung dengan persamaan:

$$\Delta v_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot x_j \dots \dots \dots (9)$$

Fase III : Perubahan Bobot

Tiap-tiap unit output ($Y_k, k=1, 2, 3, \dots, m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=1,2,3, \dots, p$)

$$W_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk} \dots \dots \dots (10)$$

jika kita menggunakan momentum maka persamaan di atas menjadi :

$$W_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk} + \mu(w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)) \dots \dots (11)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j = j=1, 2, 3, \dots, p$) memperbaiki bobotnya ($i=1,2, \dots, n$) :

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij} \dots \dots \dots (12)$$

jika kita menggunakan momentum maka persamaan di atas menjadi :

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij} + \mu(v_{ij}(t) - v_{ij}(t-1)) \dots \dots (13)$$

Dimana

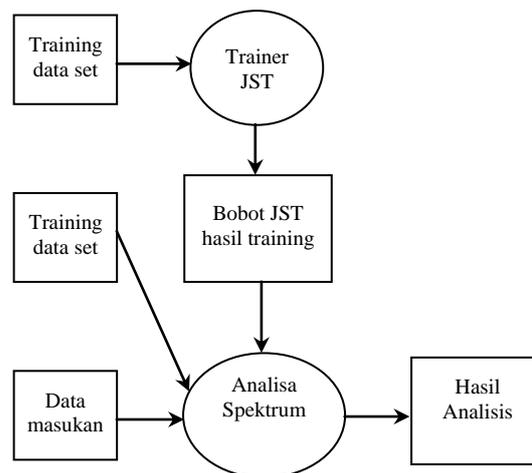
- $v_{ij}(t+1), W_{jk}(t+1)$ adalah bobot terbaru
- $v_{ij}(t), w_{jk}(t)$ adalah bobot mula-mula pola kedua
- μ adalah momentum
- $v_{ij}(t-1), w_{jk}(t-1)$ adalah bobot mula-mula pada iterasi pertama

TATA KERJA

Penelitian dilakukan terhadap 4 unsur standar yaitu Am-241, Cs-137, Co-60 dan Ba-133 pencacahan dilakukan dengan rentang energi antara 0 s/d 1600. Pada masing-masing unsur standar dilakukan pencacahan sebanyak 5 kali, serta di

lakukan pencacahan kombinasi sehingga total data untuk pembelajaran adalah 75 data.

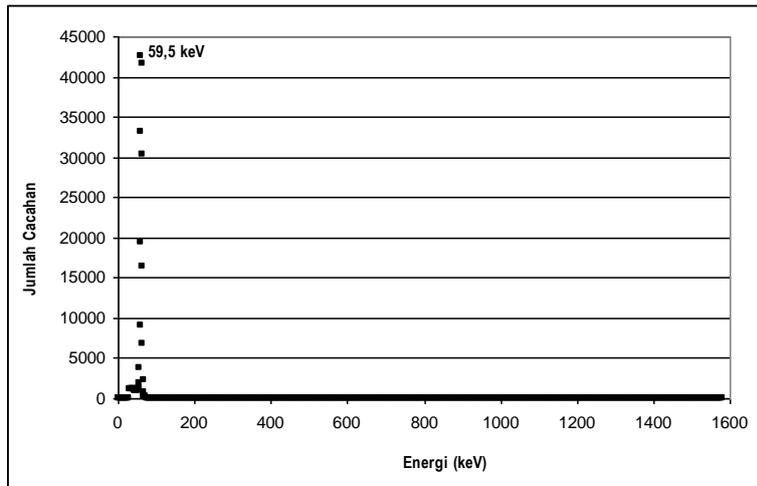
Pola spektrum dari masing-masing unsur tersebut disimpan dalam bentuk *text file* dan kemudian dilatihkan secara bersamaan ke dalam jaringan syaraf tiruan dengan bantuan program *Trajan Neural Networks*. Pelatihan dilakukan terbimbing dengan target yang sudah ditentukan terlebih dahulu jenis unsurnya. Jenis spektrum ditampilkan dalam satu keluaran yang berupa satu atau lebih kombinasi jenis unsur. Langkah kedua adalah memverifikasi kemampuan JST dengan data yang dilatihkan dan kemudian menguji JST kembali dengan data pengujian yang diambil dari titik yang sama. Dengan fasilitas WinAPI selanjutnya dibuat program dengan LabVIEW sebagai antarmuka bagi pengguna sehingga memudahkan dalam pelaksanaan identifikasi unsur radioaktif selanjutnya. Perancangan sistem analisis unsur radioaktif secara garis besar ditunjukkan pada Gambar 3.



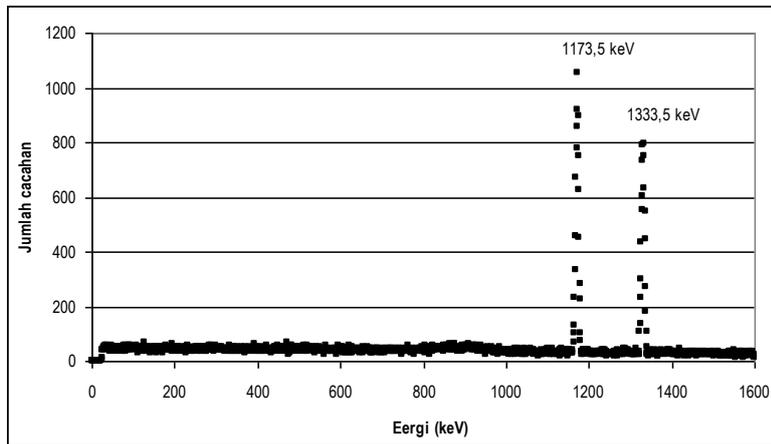
Gambar 3. Flowchart Sistem analisis spektrum

HASIL DAN PEMBAHASAN

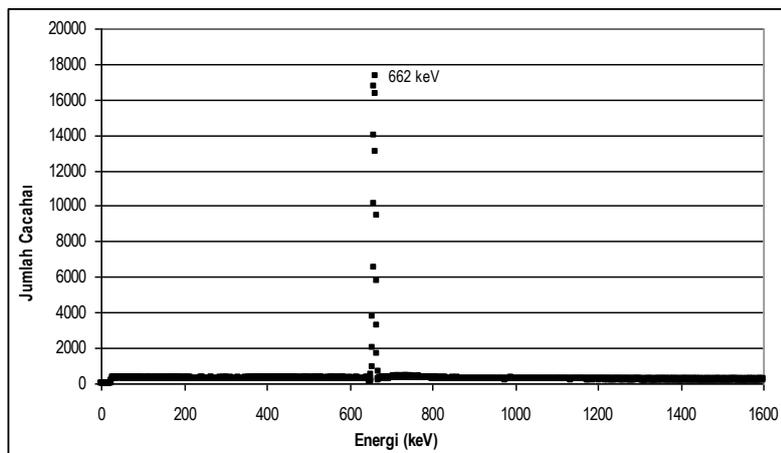
Hasil pengukuran menggunakan spektrometer gamma sumber standar Am-241, Co-60, CS-137 dan BA-133 dengan rentang energi 0 s/d 1600 keV dapat dilihat pada Gambar 4 s/d Gambar 7 di bawah ini :



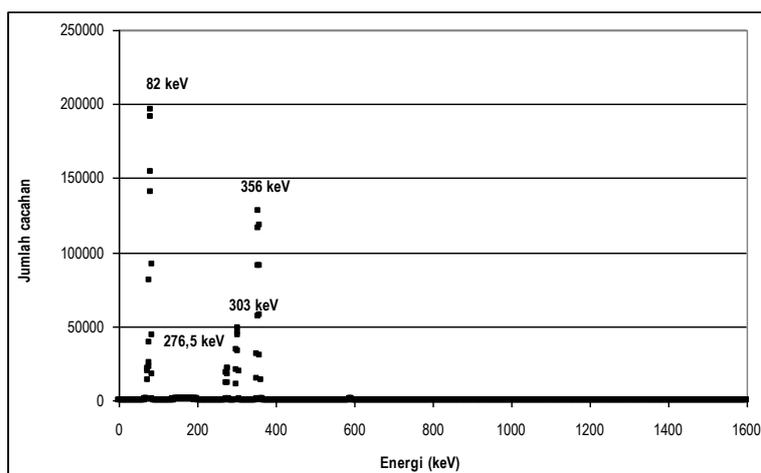
Gambar 4. Spektrum Energi Am 241



Gambar 5. Spektrum Energi Co 60



Gambar 6. Spektrum Energi Cs 137



Gambar 7. Spektrum Energi Ba 133

Penentuan Struktur JST

Pada penentuan struktur JST yang pertama kali dilakukan adalah mencari jumlah *neuron* pada

lapisan tersembunyi (*node hidden layer*) dengan menggunakan satu lapisan tersembunyi, dari hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Hasil pengujian dengan satu lapisan tersembunyi.

No.	Input	Hidden	output	Error	Performance
1	1601	10	1	0.0744	0
2	1601	50	1	0.02922	0.95
3	1601	100	1	0.02078	1
4	1601	150	1	0.0127	1
5	1601	175	1	0.0126524	1
6	1601	180	1	0.01319	1
7	1601	200	1	0.0137942	1
8	1601	250	1	0.2501592	0.75

Dari hasil pengujian didapat jumlah lapisan tersembunyi yang optimal adalah 175 dengan *error* 0,0126524 dan *performance* 1 yang berarti bahwa semua data dapat dikenali dengan baik (100%). Penambahan jumlah layar tersembunyi lebih dari 175 tidak menurunkan jumlah *error* yang terjadi bahkan sebaliknya *error* yang dihasilkan makin naik.

Setelah diketahui jumlah *node* lapisan tersembunyi yang optimum, kemudian dilanjutkan

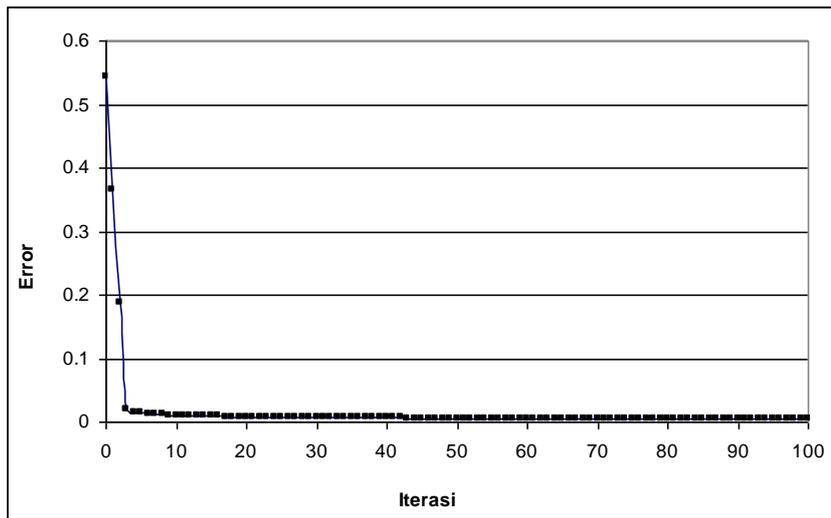
untuk menentukan nilai laju pembelajaran dan momentum yang optimum. Untuk itu JST akan diuji dengan menggunakan 1 lapisan tersembunyi dengan *node* 175, dengan laju pembelajaran berturut-turut 0,1, 0,25, 0,5, 0,75, dan 1 serta momentum 0,1, 0,25, 0,5, 0,75 dan 0,99. Pengujian dilakukan sampai dengan *epoch* ke 100. Pada *epoch* ini diharapkan minimal ralat telah tercapai. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 3. dibawah ini :

Tabel 3. *Error* pada berbagai jenis variasi laju belajar dan momentum

$\alpha \backslash \eta$	0,1	0,25	0,5	0,75	0,99
0,1	0.01224	0.01092	0.008584	0.006216	0.4330118
0,25	0.007283	0.008428	0.2500593	0.3535532	0.4292152
0,5	0.004398	0.2500256	0.2500036	0.2500013	0.5549835
0,75	0.2500084	0.2500172	0.2500037	0.5590167	0.5736292
1	0.2500223	0.5590167	0.353554	0.4411933	0.5590162

Dari hasil pengujian seperti terlihat pada Tabel 3 di atas menunjukkan bahwa kombinasi laju pembelajaran dan momentum terbaik terjadi pada laju pembelajaran $\alpha=0,5$ dan momentum $\eta=0,1$. Kombinasi ini relatif optimum karena laju pembelajaran dan momentum memberikan ralat yang kecil seperti terlihat pada Gambar 8. bahwa

dengan kombinasi tersebut sistem JST sudah dapat mencapai error yang kecil pada saat iterasi ke 43 yaitu 0,0061599 sedangkan pada iterasi ke 100 mencapai 0,004398, hal ini menunjukkan bahwa sistem JST tersebut dapat mengenali pola-pola energi radioaktif dengan waktu yang cepat.



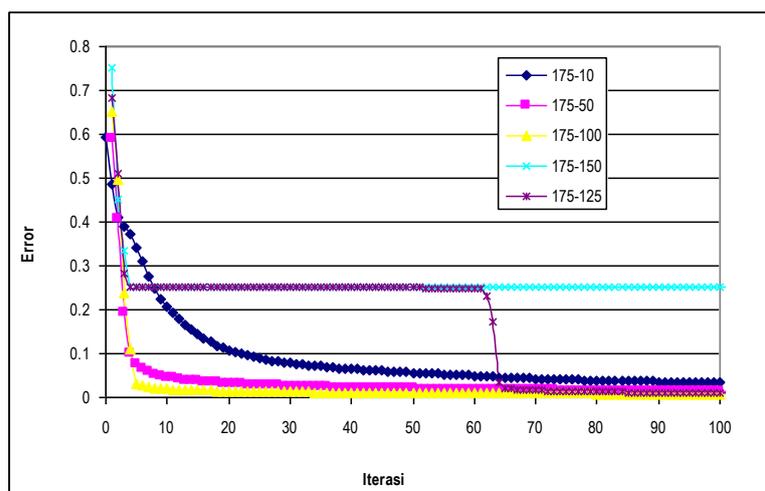
Gambar 8. Grafik Iterasi dengan laju pembelajaran 0,5 dan momentum 0,1

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kombinasi lapisan tersembunyi untuk memastikan unjuk kerja terbaik dari JST dan mendapatkan topologi yang paling tepat agar bisa mengenali berbagai target. Variasi lapisan tersembunyi dan jumlah *neuron* yang ada didalamnya ditentukan

dengan metode coba-coba, sekarang akan diuji respon sistem jika menggunakan lapisan tersembunyi lebih dari satu, dengan menggunakan nilai laju pembelajaran dan momentum yang didapat dari pengujian di atas. Hasil dari pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil pengujian dengan 2 lapisan tersembunyi

No.	Input	Hiden 1	Hiden 2	Output	Error
1	1601	175	10	1	0,03387
2	1601	175	50	1	0,01312
3	1601	175	100	1	0,007776
4	1601	175	150	1	0,250042
5	1601	175	125	1	0,01012



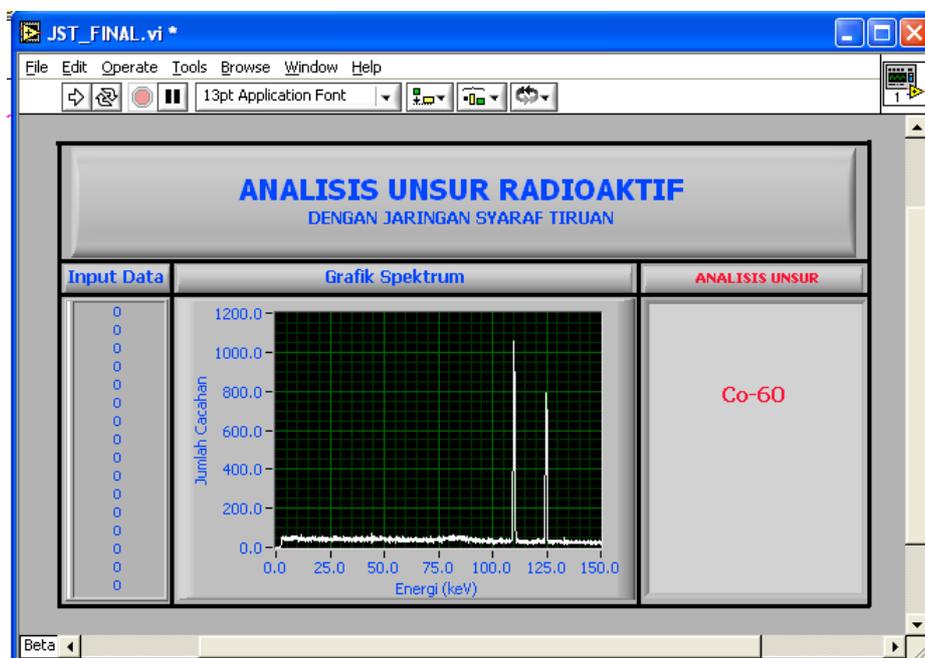
Gambar 9. Grafik *Error* dengan dua lapisan tersembunyi

Dari Tabel 4 dan Gambar 8 di atas dengan 2 lapisan tersembunyi tidak ada perubahan *error* yang signifikan bahkan *error* yang dicapai makin besar dengan *iterasi* yang lambat untuk mencapai *error* yang kecil.

Dari semua pengujian yang dilakukan didapat struktur JST yang optimal untuk sistem pengenalan spektrum vibrasi adalah menggunakan 1 lapisan

tersembunyi dengan jumlah *node* 175 serta nilai *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1.

Setelah semua pembelajaran telah dilewati seperti penentuan laju pembelajaran, momentum, dan jumlah lapisan tersembunyi maka dibuat Perangkat lunak analisis vibrasi dengan program LabVIEW yang diintegrasikan dengan nilai bobot dari JST yang didapat. Perangkat lunak tersebut dapat dilihat pada Gambar 10. di bawah ini :



Gambar 10. Program Analisis Spektrum Unsur Radioaktif

Pada tahap awal perangkat lunak diuji terhadap spektrum yang sama persis dengan yang telah diajarkan (*training data set*), kemudian

dilakukan pengujian terhadap spektrum sisa hasil dari pengukuran unsur yang belum pernah ditrainingskan, hasilnya adalah sistem JST dapat

dengan tepat mengenali pola spektrum dari unsur-unsur tersebut.

KESIMPULAN

Dari hasil penelitian maka dapat disimpulkan struktur jaringan syaraf tiruan yang optimal untuk sistem identifikasi spektrum energi unsur radioaktif menggunakan 1 lapisan tersembunyi dengan jumlah *node* 175 serta nilai *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1 dengan *error* rata-rata adalah 0,004398. Sedangkan perangkat lunak sistem JST yang dikombinasikan dengan program LabVIEW dapat dengan tepat mengenali 4 pola spektrum energi unsur radioaktif dengan kombinasinya.

DAFTAR PUSTAKA

1. <http://lab.binus.ac.id/pk/forum/download.asp?db=91>
2. <http://www.eng.wima.ac.id/elektro/digital/mudulsps/persps7.pdf>
3. Jong Jek Siang, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemogramannya Menggunakan Matlab, Andi Offset, Yogyakarta, 2005.
4. Setiawan, S, "Mengenal Networks Syaraf", Andi Offset, Yogyakarta, 1991
5. Sri Kusumadewi, "Artificial Intelengence (Teknik dan Aplikasinya) ", Edisi Pertama, Yogyakarta, Penerbit Graha Ilmu, 2003
6. www.batan.go.id/prsg/AAN
7. IAEA-TECDOC-564 "Practical Aspects of Operating Neutron Activation Analysis Laboratory" ISSN 1011-4289 Viena, Austria 1990

DISKUSI

Penanya : Koes Indra K

Pertanyaan :

- Untuk JST 4 unsur apakah sudah ada penelitian sebelumnya di instansi lain :
- Bagaimana dengan unsur-unsur radioaktif yang banyak ?

Jawaban :

- Sudah pernah ada tetapi beda metode yang digunakan pada JST yang kami buat sudah ada tampilan dengan output informasi.
- Perlu sumber standar yang banyak untuk pembelajaran sistem JST.