

---

---

## OPTIMALISASI ARSITEKTUR PROPAGASI BALIK PADA PELATIHAN JARINGAN SYARAF TIRUAN LAPIS BANYAK

M. Ma'ruf Idris

Jurusan Teknik Elektronika Fakultas Teknik  
Universitas Negeri Makassar

### ABSTRAK

Algoritma umum metode propagasi balik dalam jaringan syaraf tiruan memiliki beberapa kelemahan iterasi mundur, karena itu dalam penelitian ini dilakukan perbaikan metode propagasi balik. Kelemahan tersebut bisa diperbaiki dengan memberikan parameter momentum ( $\alpha$ ) yang mengintegrasikan dirinya ke dalam persamaan umum sebagai learning term. Parameter momentum dan laju belajar pada bagian koreksi bobot diintegrasikan bersamaan. Persamaan hasil perbaikan adalah sebuah persamaan umum yang dijumlahkan dengan faktor koreksi bobot  $-\eta(1-\alpha) \Delta w_{n-1} + \alpha \Delta w_n - 1$ .

Namun kecepatan iterasi dari persamaan perbaikan metode propagasi balik lebih tinggi minimal 50,6% dari pada persamaan hasil pengembangan terakhir (advanced propagasi balik) pada tingkat ralat 0,01.

Hal ini disebabkan efisiensi perbaikan bobot yang sangat tinggi. Aktivasi bobot pada metode propagasi balik berbasis momentum term dan metode propagasi balik hasil perbaikan memberikan hasil yang tidak signifikan, karena kedua metode tersebut memiliki dasar perhitungan numerik yang sama.

**Kata Kunci** : propagasi balik, ralat, konvergensi, kinerja, bobot

### I. PENDAHULUAN

Dalam sepuluh tahun terakhir, kecerdasan buatan berkembang sangat pesat. Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu ilmu yang mendukung perkembangan kecerdasan buatan, bermacam macam aplikasi berbasis jaringan syaraf tiruan telah dikembangkan di berbagai bidang. Misalnya dalam bidang teknologi telah dibuat sistem pengenalan suara yang telah berhasil mengidentifikasi ucapan hingga 98%, demikian pula halnya dengan pengenalan karakter telah dikembangkan dan telah berhasil mengidentifikasi tulisan tangan dan tanda

baca. Sejalan dengan perkembangan perangkat lunak dan perangkat keras, teknik analisis jaringan syaraf tiruan membutuhkan terobosan teoritis untuk mempercepat kinerja jaringan yang selama ini terasa menjadi kendala. Sebagian besar aplikasi yang telah dikembangkan menggunakan jaringan syaraf tiruan umpan maju dengan pembobot dikoreksi menggunakan metode propagasi balik.

Tujuan penelitian ini adalah memperbaiki metode propagasi balik konvensional supaya kinerja jaringan syaraf tiruan feedforward propagasi balik meningkat. Peningkatan kinerja jaringan

syaraf sangat dibutuhkan untuk memenuhi kebutuhan komputasi aplikasi kecerdasan buatan yang semakin kompleks, apalagi perkembangan peningkatan kecepatan perangkat keras belum cukup mengimbangi perkembangan masalah yang harus diselesaikan. Perbaikan arsitektur propagasi balik dilakukan dengan mengoreksi persamaan dasar. Pada kenyataannya penurunan persamaan sampai tingkat paling rendah tidak mampu menghasilkan koreksi yang terbaik, justru dengan melakukan variasi parameter persamaan secara logis mampu menghasilkan kinerja jaringan yang maksimal dengan konsekuensi tidak semua masalah mampu diselesaikan. Hal ini masih dapat diatasi dengan teknik komputasi gabungan dan selanjutnya hal ini merupakan kelemahan kecil saja.

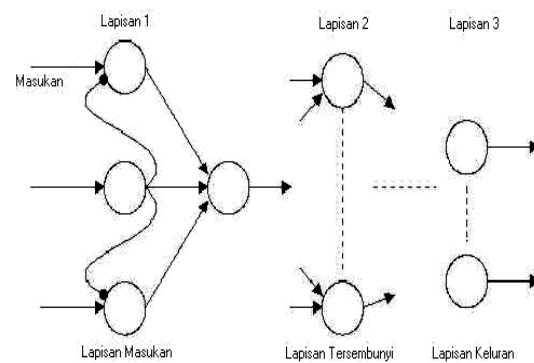
Optimalisasi jaringan diperoleh dari pengalaman-pengalaman dalam penelitian jaringan syaraf tiruan, karena materi optimalisasi melibatkan banyak variasi parameter dan banyak pengujian dari variasi parameter. Tidak menutup kemungkinan trials and errors menghasilkan nilai optimal yang diinginkan. Peningkatan kecepatan perbaikan bobot sesuai dengan ralat yang diinginkan memiliki resiko kegagalan sistem analisis. Untuk memperkecil kegagalan sistem analisis diperlukan data

pelatihan yang spesifik sehingga jaringan syaraf tiruan secara teori akan mudah mengklasifikasi pola-pola yang dilatihkan.

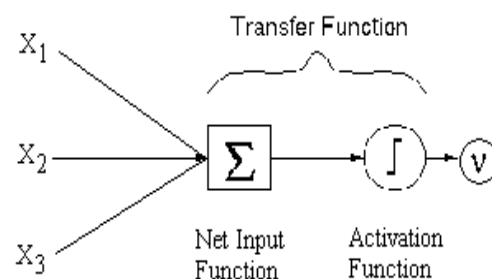
## II. KAJIAN PUSTAKA

### A. Jaringan Syaraf Tiruan Feed Forward.

Secara biologis gambar di atas menyerupai bangun sel yang sebenarnya. Keluaran dari tiap lapisan sebelumnya merupakan masukan bagi lapisan sebelumnya. Sebahagian besar jaringan besar syaraf tiruan bersifat fault-tolerant (resisten terhadap noise) yakni kerusakan pada sedikit atau sebagian kecil sel dalam jaringan tidak akan banyak berpengaruh terhadap keluaran sistem.



Gbr 1. Skema Jaringan Syaraf Tiruan Umpan Maju



Gbr 2. Proses umpan maju di titik aktif

Ini merupakan salah satu keunggulan dari jaringan syaraf dibandingkan dengan sistem komputer konvensional.

Dengan demikian, secara matematis proses umpan maju dilihat dari satu titik aktif seperti yang terlihat pada Gambar 2, persamaan umumnya adalah :

$$V_j^l = \sum_{i=0}^P W_{j1}^l \cdot X_i^{(l-1)} \quad (1)$$

dengan :

- j = neuron pada lapisan tersembunyi ke-l
- l = lapisan tersembunyi
- X = masukan dari lapisan aktif
- V = keluaran dari lapisan aktif
- W = bobot
- P = jumlah neuron

Keluaran dari elemen proses di atas merupakan fungsi transfer yang umumnya menggunakan fungsi sigmoid dengan persamaan umum :

$$y = \frac{1}{1+\exp(-v)} \quad (2)$$

Fungsi sigmoid digunakan sebagai fungsi transfer dengan alasan bahwa fungsi sigmoid memiliki gradien yang proporsional dengan refleksi keluaran. Jenis-jenis fungsi lain yang bisa digunakan sebagai fungsi transfer bisa dilihat pada Gambar 3.

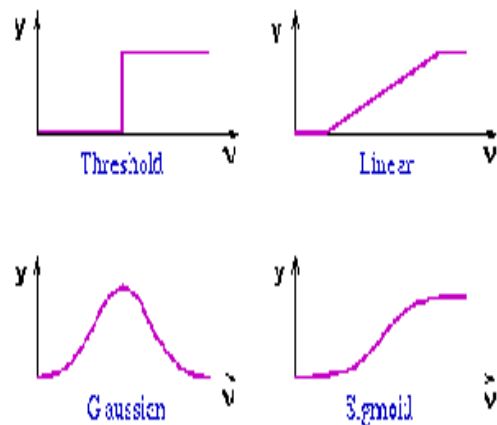
### B. Metode Propagasi balik

Metode propagasi balik dikembangkan oleh Rumelhart yang tidak lain adalah pelatihan delta rule. Ralat

global E pada lapisan keluaran jaringan syaraf tiruan *feedforward* adalah :

$$E = \frac{1}{2} \sum_j^N (d_j - o_j)^2 \quad (3)$$

dengan:  $d_j$  = keluaran yang diharapkan dan  $o_j$  = keluaran jaringan syaraf tiruan



Gbr 3. Fungsi transfer yang umum digunakan dalam jaringan syaraf tiruan

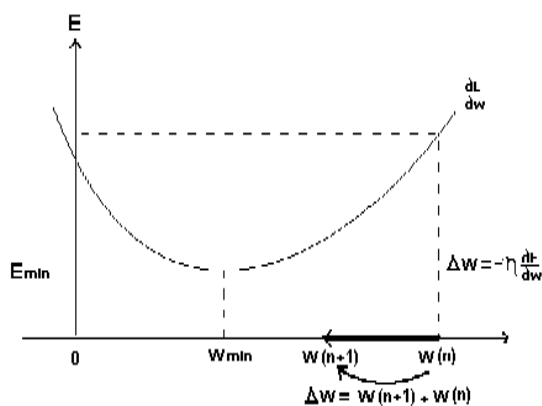
Ralat ini merupakan inti dari sistem dimana iterasi yang terjadi berusaha memenuhi ralat global yang diinginkan secepat mungkin. Persamaan dasar dari koreksi bobot berkembang dengan meletakkan basis analisis ke arah momentum term, weight decay dan batch learning. Persamaan dasarnya adalah sebagai berikut :

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji} \quad (4)$$

Dimana n adalah generasi iterasi (epoch). Perubahan bobot yang diperbaiki  $\Delta W_{ij}$  proporsional dengan gradien negatif pada persamaan (3) dan (4) dan dituliskan sebagai berikut :

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (5)$$

Faktor proporsional  $\eta$  adalah laju belajar yang mendefinisikan kedalaman langkah iterasi. Pemilihan parameter laju belajar yang terlalu besar membuat bobot yang dihasilkan overshoot terhadap ralat minimum global. Laju belajar terlalu kecil membuat proses konvergensi lambat. Kesalahan parameter laju belajar akan mengakibatkan osilasi di sekitar nilai ralat global minimum.



Gbr 4. Kurva gradien perbaikan bobot

Gradien ralat global dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial V_j} \frac{\partial V_j}{\partial w_{ji}} \quad (6)$$

dengan :  $V_j = \sum w_{ji} x_i$ , dan  $O_j =$  fungsi transfer dari ( $V_j$ )

Dengan menggunakan persamaan differensial partial maka dari persamaan (6) dipecahkan dalam tiga persamaan sehingga didapatkan:

$$(1) \frac{\partial E}{\partial O_j} = \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum (d_j - O_j)^2)}{\partial O_j} = -(d_j - O_j)$$

$$(2) \frac{\partial O_j}{\partial a_j} = \frac{\partial f(a_j)}{\partial a_j} = f'(a_j)$$

$$(3) \frac{\partial a_j}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial (\sum w_{ji} x_i)}{\partial w_{ji}} = x_i$$

Dari ketiga persamaan di atas disubstitusikan kembali ke dalam persamaan (6) maka didapatkan :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \delta_j x_i \quad (7)$$

dengan :  $\delta_j = (d_j - O_j) O_j (1,0 - O_j)$  merupakan ralat umum/gradien lokal (8)

Persamaan ini lazim juga disebut sebagai *delta rule*. Beberapa langkah lain untuk meningkatkan konvergensi adalah dengan jalan mengoptimalkan bobot yang mengacu pada *momentum term* dengan persamaan sebagai berikut:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) + \alpha \Delta w_{ji}(n-1) \quad (9)$$

### III. PEMBAHASAN

#### A. Perbaikan Metode Propagasi balik

Metode *propagasi balik* bekerja dari ralat keluaran jaringan yang diumpangkan ke belakang merambat sampai ke lapisan aktif terdepan. Seperti yang dikatakan sebelumnya bahwa salah satu kekurangan dari algoritma dasar metode *propagasi balik* adalah memiliki beberapa

kelemahan iterasi mundur. Pengembangan lebih lanjut berdasarkan persamaan (8) adalah sebuah persamaan umum yang dijumlahkan dengan faktor koreksi bobot  $\alpha$   $[\Delta W_{ji}(n) - W_{ji}(n - 1)] + \eta \delta_j(n) Y_i(n)$ . Sehingga didapatkan persamaan gradien lokal yang sesuai dengan persamaan (8) untuk masing-masing lapisan jaringan dan dapat ditulis sebagai berikut :

$$\delta_j^{(l)}(n) = y_j^{(l)}(n) \left[ 1 - y_j^{(l)}(n) \right] \sum_k^p \delta_k^{(l+1)}(n) \cdot w_{kj}^{(l+1)}(n) \quad (10)$$

dengan :

$j$  = posisi neuron pada lapisan tersembunyi  
 $k$  = posisi neuron pada lapisan tersembunyi  $(l + 1)$ .

Berdasarkan pada persamaan (10) dimana untuk masing-masing lapisan jaringan dengan  $l = L$ , sehingga dapat ditulis sebagai menjadi :

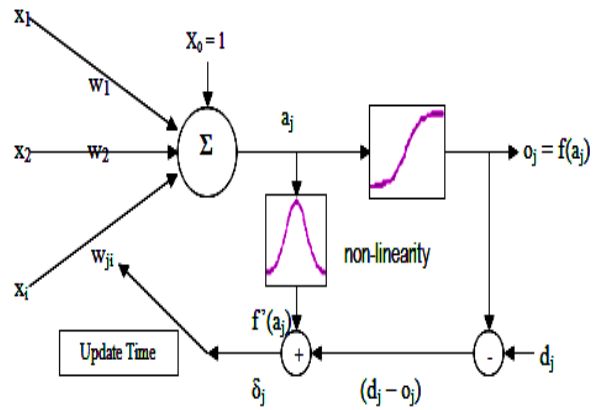
$$\delta_j^{(L)}(n) = \left[ e_j^{(L)}(n) \right] \left[ o_j(n) \right] \left[ 1 - o_j(n) \right] \quad (11)$$

dengan :  $j$  = posisi neuron pada lapisan keluaran  $L$ .

Dengan demikian, alur proses generalisasi jaringan pada lapisan tersembunyi  $l$  adalah sebagai berikut :

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha \left[ w_{ji}^{(l)}(n) - w_{ji}^{(l)}(n-1) \right] + \eta \delta_j^{(l)}(n) \cdot y_i \quad (12)$$

dengan :  $\eta$  = laju pelatihan dan  $\alpha$  = momentum



Gbr 5. Proses pengkoreksi pembobotan

Algoritma metode *propagasi balik* bekerja dengan mengidentifikasi ralat permukaan dan terjadi proses *feedback* untuk memperbaiki bobot dalam selang waktu tertentu, dan selanjutnya sistem akan menguji hasil pembobotan baru dengan metode *feed forward* sehingga diperoleh keluaran sistem yang sesuai dengan keluaran fungsi sigmoid.

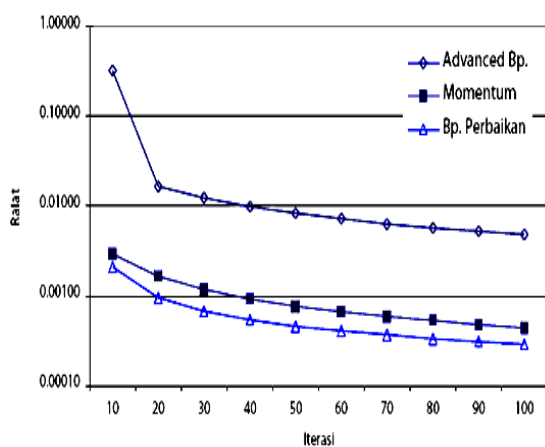
Semua proses dapat dilihat pada Gambar 5. Bila kita teliti proses iterasi secara lebih mendalam, laju konvergensi akan berjalan lambat saat ralat yang dikehendaki hampir tercapai. Hal ini bisa diperbaiki dengan memberikan laju belajar  $\eta$  yang mengintegrasikan dirinya ke dalam persamaan umum sebagai *learning term*. Langkah ini dilakukan sebagai modifikasi pertama. Persamaan baku sebagai dasar pengembangan adalah persamaan (4) dan persamaaan (5) sehingga dasar persamaan akan menjadi :

$$W_{ji}(n+1) = W_{ji}(n) - \eta \delta E / \delta W_{ji} \quad (13)$$

Nilai laju belajar terletak antara 0 sampai 1, namun iterasi berjalan lambat saat ralat hampir tercapai meskipun laju belajar telah dioptimasi. Oleh karena itu perlu dikoreksi dengan modifikasi kedua. Tujuan modifikasi kedua adalah untuk mereduksi permukaan ralat yang sangat dangkal dan memberikan efek lentingan ralat menuju permukaan ralat yang lebih baik. Ketika sistem mendekati ralat yang diinginkan,  $\delta E/\delta W$  menjadi sangat kecil, hal ini menyebabkan perubahan bobot tidak signifikan. Pada modifikasi kedua dicoba menambahkan  $\delta_j$  dan momentum  $\alpha$  ke persamaan (13) sehingga persamaan lengkap adalah sebagai berikut :

$$W_{ji}^1 (n + 1) = W_{ji}^1 (n) [(-\eta(1 - \alpha \delta_j^{-1}) n) (+ \eta(1 - \alpha \delta_j^{-1}) n)] \quad (14)$$

Koreksi bobot adalah suatu sistem terpadu yang terdiri dari persamaan (1), persamaan (2), persamaan (11) dan persamaan (12) seperti terlihat pada Gambar 6



Gbr 6. Karakteristik jaringan syaraf tiruan Propagasi balik

Tabel 1. Perbandingan kinerja beberapa metode *Propagasi balik* berdasarkan jumlah iterasi

Ralat	Jumlah Iterasi		
	Advanced Bp.	Momentum	Bp. Perbaikan
0,01	56	11	10
0,001	368	23	21
0,0001	9320	619	458

Tabel 2. Perbandingan kinerja metode *propagasi balik* terhadap metode *advanced Propagasi balik*

Ralat	Persentase Kinerja	
	Momentum Term (%)	Bp. Perbaikan (%)
0,01	50,6	50,6
0,001	16,00	16,00
0,0001	15,06	20,35

Pengujian kinerja jaringan syaraf tiruan menggunakan persamaan baru hasil perbaikan persamaan dasar metode propagasi balik terlihat pada Gambar 6, Tabel 1 dan Tabel 2, dimana terlihat karakteristik hasil perbaikan dibandingkan dengan persamaan hasil pengembangan terakhir (Advanced Propagasi balik). Kecepatan iterasi minimum yang diperoleh menggunakan persamaan baru ini meningkat sebesar 50,6 % pada tingkat ralat 0,01. Aktivasi bobot pada metode propagasi balik berbasis momentum term dan metode propagasi balik hasil perbaikan memberikan hasil yang tidak signifikan, karena kedua metode tersebut memiliki dasar perhitungan numerik yang sama,

terlihat pada Persamaan 9 dan Persamaan 13 akan bernilai sama bila laju belajar diberi nilai nol. Dengan demikian, kehandalan metode hasil perbaikan dibandingkan dengan metode berbasis momentum term adalah faktor laju belajar yang bisa menggandakan kecepatan belajar meskipun hasil yang diberikan tidak signifikan.

#### IV. KESIMPULAN

1. Persamaan hasil perbaikan untuk pelatihan jaringan syaraf tiruan umpan maju adalah persamaan baru yang merupakan penjumlahan persamaan umum dengan faktor koreksi bobot :  
$$\alpha [\Delta W_{ji}(n) - W_{ji}(n - 1)] + \eta \delta_j(n) Y_i(n)$$
2. Kecepatan iterasi minimum yang diperoleh menggunakan persamaan baru ini meningkat sebesar 50,6 % pada tingkat ralat 0,01. Aktivasi bobot pada metode propagasi balik berbasis momentum term dan metode propagasi balik hasil perbaikan memberikan hasil yang tidak signifikan, karena kedua metode tersebut memiliki dasar perhitungan numerik yang sama

#### DAFTAR PUSTAKA

- Fauset, Laurene, 1994, *Fundamental of Neural Network Architecture, Algorithm and Application*, Prentice Hall Inc., Eaglewood Cliffs, New Jersey
- Freeman, James A. & David M. Skapura, 1992., *Neural Network Algorithms, Application, and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Jang, J.,S.,R., C. T. Sun, E. Mizutani, 1997, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing (A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence)*, Prentice Hall International, Simon & Schuster/A Viacom Company, Upper Saddle River, New Jersey.
- Kung., S., Y, 1993, *Digital Neural Network*, Prentice Hall.
- Kartalopoulos, Stamatios V., 1996, *Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic (Basic Concepts and Applications)*, IEEE Press
- Krauss, T., 1993, *Signal Processing ToolBox*, The Math Work. Inc.
- Ripley, B., D., 1996, *Pattern Recognition via Neural Networks*,.