RANDOM NUMBER GENERATOR UNTUK BOBOT METODE CONJUGATE GRADIENT NEURAL NETWORK

¹Yudistira Arya Sapoeutra, ²Azwar Riza Habibi, dan ³Lukman Hakim

^{1,2,3}Teknik Informatika, STMIK ASIA Malang

¹ yuditstiraarya@gmail.com, ² riza.bj@gmail.com, ³bledeklukman@gmail.com

Abstract

This research develop theory of NN (neural network) by using CG (conjugate gradient) to speed up the process of convergence on a network of NN. CG algorithm is an iterative algorithm to solve simultaneous linear equations on a large scale and it is used to optimize the process of the network on backpropagation. In the process a Neural network doing random weighting on the weight of v and w and this weight will have an effect on the speed of convergence of an algorithm for NN by the method of CG. Furthermore, generating the random numbers to take a sample as generator in this research of neural network by using uniform distribution (0,1) methods. Therefore, the aims of this research is to improve the convergence on NN weighting using numbers which are generated randomly by generator and they will be corrected with the CG method.

Keywords: neural network, backpropagation, weighting, conjugate gradient

1. PENDAHULUAN

Secara prinsip NN ini dibangun oleh serangkaian *input* data yang masing-masing menggambarkan keluaran neuron yang lain. Menurut Sheikhan (2012:1186) Setiap masukan dikalikan dengan suatu faktor pembobot tertentu dan kemudian semua masukan terbobot itu dijumlahkan untuk menentukan tingkat aktivitas suatu neuron. Pembobotan dinyatakan berupa elemen-elemen matriks bobot(w) dengan dimensi matriks adalah m baris dan n kolom, di mana m merupakan jumlah masukan dan n menunjukkan jumlah neuron. Misalnya, pembobot dengan yang menghubungkan masukan keempat ke neuron ketiga dinyatakan dengan w . Al-Bayati (2009:849) mengembangkan metode NN dengan mengabungkan *conjugate gradient*. Metode *conjugate*

gradient merupakan salah satu metode yang digunakan untuk memperoleh nilai optimum suatu fungsi. Pada umumnya metode *conjugate gradient* dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi *linear* maupun optimasi *nonlinear*. Dari hasil Nawi (2008:905), penulis mengembangkan *conjugate gradient neural network* (CGNN) dengan menambahkan bobot yang menggunakan *random number generator* berbasis distribusi uniform.

Rahman (2013:E-106), mengembangkan *random sampling* dengan menggunakan distribusi *hipergeometri*, dalam metode *sampling*, terdapat tiga macam kesalahan yang mungkin terjadi, yaitu *random error*, *systematic error* dan *illegitimate error*. *Random error* adalah kesalahan dalam menentukan keacakan, sehingga distribusi

sampel kurang sesuai dengan distribusi populasi. *Systematic error* adalah kesalahan metode pengambilan sampel, sehingga sampel masih kurang atau terkumpul di sebagian populasi. *Illegitimate error* adalah kesalahan akibat kelalaian saat sampling, misalnya mengambil sampel dari bukan populasinya. Kesalahan sampling memberikan hasil bias dan tidak valid, sehingga tidak dapat mewakili populasi untuk digunakan analisa lebih lanjut. Salah satu metode sampling yang banyak digunakan adalah simple random sampling yang mengasumsikan beberapa hal. Diasumsikan populasi telah diketahui secara keseluruhan. Sampel diasumsikan ditarik secara acak dari populasi. Masing-masing anggota populasi diasumsikan mempunyai peluang sama terpilih sebagai sampel. Diasumsikan alat pengacakan atau randomisasi dapat mendukung dalam

proses melakukan *trial* saat sampling, Levy (2009:34).

Peper ini mengembangkan CGNN (*conjugate gradient neural network*) dengan menggunakan *random number generator* distribusi uniform (0,1). Random number ini digunakan untuk meminimumkan *error* pada bilangan acak yang terdapat pada pembobotan v dan w , sehingga hasil dari pembangkitan *random number* ini mempercepat konvergen dalam pelatihan jaringan.

1. KAJIAN TEORI

Data yang digunakan adalah data curah hujan untuk training diambil dari BPS (Badan Pusat Statistik). Parameter yang digunakan untuk CGNN *random number generator* dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Parameter yang digunakan CGNN *random number generator*

No	Parameter	Nilai Parameter
1	Hidden layer	12 node
2	Error Toleransi	10^{-6}
3	<i>Learning rate</i>	0.08

2.1. Conjugate Gradient

Merode *conjugate gradient* pertamakali digunakan untuk menyelesaikan persamaan linier, metode ini efektif untuk sistem persamaan linier dengan ukuran besar, yaitu:

$$Ax = b$$

Dengan x adalah fektor yang tidak diketahui, b adalah vektor yang diketahui dan A adalah matriks simetris. Metode CG dapat juga digunakan untuk

menyelseikan suatu sistem persamaan linier walaupun A bukan matrik simetris. Metode *conjugate gradien* ini digunakan untuk mencari arah pencarian arah dengan metode penurunan

$$p_0 = -g_0$$

Dari pencarian arah tersebut maka perubahan gradient untuk $k + 1$, yaitu:

$$\nabla x_k = (x_{k+1} - x_k) = a_k p_k$$

Dengan a_k dipilih untuk meminimumkan fungsi sepanjang arah pencarian, untuk fungsi kuadratis dapat digunakan

$$a_k = -\frac{\nabla F(x)^T \big|_{x=x} p_k}{p_k^T \nabla F(x) \big|_{x=x} p_k} = -\frac{g_k^T p_k}{p_k^T A_k p_k}$$

Selanjutnya pilih arah pencarian dengan menggunakan

$$p_k = -g_k + \beta_k p_{k-1}$$

Dengan β_k dapat dihitung dengan metode yang memberikan hasil yang sama untuk fungsi kuadratis.

2.2. Neural Network Backpropagation

Jaringan *backpropagation* adalah jaringan lapis jamak yang dilatih dengan algoritma perambatan galat balik (*back Error Propagation*) atau sering disebut *backpropagation*. Tujuan jaringan ini adalah untuk melatih jaringan agar mampu menanggapi secara benar pola pola masukan yang digunakan saat pelatihan dan mampu memberikan tanggapan yang baik untuk pola pola yang mirip tetapi tidak sama dengan pola-pola pelatihan, Kumar(2014:56).

Pelatihan jaringan *backpropagation* terdiri dari 3 tahap, tahap pertama adalah langkah maju (*feedforwad*) untuk input pola pelatihan, kedua adalah perhitungan dan perambatan balik (*backpropagation*) dari galat yang bersangkutan dan tahap ketiga adalah

penyesuaian bobot. Model jaringan *backpropagation* sebagai berikut:

Gambar 1 Jaringan *Backpropagation*

2.3. Random Number generator

Langkah-langkah dari algoritma *random number* dengan menggunakan pendekatan inverse-transformasi random generator berbasis distribusi uniform(0,1) sebagai berikut, Thompson (1992:145):

1. Menentukan jumlah populasi Np , Menentukan kejadian sukses k , dalam populasi berdasarkan ukuran sampel Ns .

$$N = Np, \quad k = Ns$$

2. Menentukan banyaknya grup dan ukuran seragam tiap grup n , berdasarkan jumlah populasi Np .

$$n = \frac{Np}{\text{grup}}$$

3. Memperoleh bilangan acak, U antara 0 dan 1, yang diperoleh dari pseudo random number generator distribusi Uniform(0,1)

$$U \approx \text{uniform}(0,1)$$

4. Membangkitkan variabel acak X , dengan cara memasukan nilai U ke dalam *inverse* dari fungsi distribusi kumulatif $F^{-1}(U)$. Karena X adalah

bilangan bulat dengan $X \geq 1$, maka nilai X diperoleh dari pembulatan keatas

$$X = F^{-1}(U), 1 \leq X \leq k$$

5. Menentukan banyaknya sampel ke- i

$$S_i = X$$

6. Hitung banyaknya sampel

$$Ns = \sum_{i=1}^{grub} S_i$$

2. METODE PENELITIAN

CGNN dengan menggunakan random number generator dengan tujuan untuk meminimumkan penggunaan nilai random pada bobot yang digunakan untuk membangkitkan bobot pada *neural network*. Langkah-langkah *conjugate gradient neural network* dengan *random number generator* untuk menyelesaikan data *training* dapat dijelaskan sebagai berikut:

Langkah 1 : Menginputkan data *training*.

Langkah 2 : Menginisialisasi semua bobot yang digunakan sebagai nilai awal metode *feedforward*.

Langkah 3 : Random generator berbasis distribusi uniform(0,1),

$$U_{ij} = v_{ij}, U_{jk} = w_{jk}$$

Tahap *Feedforward*

Langkah 4 : Tiap unit masukan (X_i) menerima sinyal input dan mengirim ssinyal ke semua unit pada lapisan berikutnya.

Langkah 5 : tiap unit tersembunyi (z_j) menjumlah sinyal input bobot z_in_j kemudian dikeluarkan dengan menggunakan fungsi aktivasi $z_j = f(z_in_j)$

Langkah 6 : tiap unit keluaran (y_k) menjumlahkan sinyal masukan bobot y_in_k kemudian dikeluarkan dengan menggunakan fungsi aktivasi $y_k = f(y_in_k)$

Tahapan *Backpropagation*

Langkah 7 : tiap unit keluaran (y_k) menerima pola target yang sesuai dengan pola masuk pelatihan, hitung galat $\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_in_k)$, hitung gradien pada lapisan output $G2_{jk} = -\delta_k z_j$, kirim δ_k pada lapis sebelumnya.

Langkah 8 : tiap unit tersembunyi (z_j) menjumlahkan delta masukannya δ_in_j kalikan dengan turunan aktifasinya $\delta_k = \delta_in_j f'(z_in_j)$ hitung gradien pada lapisan tersembunyi $G1_{ij} = -\delta_j x_i$

Langkah 9 : tiap unit keluaran (y_k) menghitung rata-rata

$$\text{gradien } \nabla G2_{jk} = \frac{\sum_{j=0, k=0}^{n,m} G2}{N}$$

tiap unit tersembunyi (z_j)
 menghitung rata-rata

$$\text{gradien } \nabla G1_{ij} = \frac{\sum_{i=0, j=0}^{p,n} G1}{N}, N$$

adalah jumlah pola
 pelatihan.

Langkah 10 : tentukan $q = 1$

Langkah 11 : Hitung arah pencarian
 lapis tersembunyi

$$p1_{ij} = -\nabla G1_{ij}, \text{hitung arah pencarian lapis tersembunyi}$$

$$p2_{ij} = -\nabla G2_{ij}$$

Langkah 12 : hitung a_1 pada lapis
 tersembunyi dan a_2 pada
 lapis keluaran dengan
 metode golden search
 dengan fungsi yang
 diminimalkan

$$f(w) = \frac{1}{2N} \sum_n \sum_t (t_k - y_k(w))^2$$

Langkah 13 : tiap unit keluaran (y_k)
 menyesuaikan bobot

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + (a_2)(p2_{jk})$$

tiap unit keluaran (z_j)

menyesuaikan bobot

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + (a_1)(p1_{ij})$$

Langkah 14 : kondisi berhenti jika galat
 $<$ toleransi, dan jika galat $\geq$
 toleransi lanjutkan ke
 langkah 14

Langkah 15 : Untuk masing-masing
 pasangan data pelatihan,
 ulangi langkah 2 hingga 13

sampai kondisi galat
 terpenuhi

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan untuk data
training diperoleh dari Badan Pusat
 Statistika (BPS). Pada DATA 2
 menggunakan jumlah curah hujan
 sebanyak 125 Stasiun BMKG (Badan
 Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika)
 di Indonesia pada tahun 2003.

Gambar 2 Persebaran bobot tanpa
random Number Genetator

Parameter yang digunakan pada
 algoritma CGNN-Random Number
Genetator maupun metode yang
 digunakan untuk pembandingan dapat
 dilihat pada Tabel 1. Pada peper ini
 menggunakan populasi sebanyak jumlah
hidden layer pada NN dan maksimum
 iterasi (*maxiter*)=100 untuk menyimpan
 waktu komputasi. Parameter tersebut
 digunakan untuk membandingkan tingkat
 keakuratan dan minimum *error*.

Gambar 3 Persebaran data *random Number Genetator*

Setelah 20 kali running program pada algoritma CGNN, didapatkan nilai

bobot dengan nilai random dan dilihat persebaran dari data random tersebut menghasilkan gambar 2. Persebaran pada gambar 2 menunjukkan bahwa persebaran data semakin menjauhi titik normal sehingga mempengaruhi hasil dari pelatihan pada CGNN

Dengan menggunakan *Random Number Generator* persebaran data menjadi lebih mendekati garis normal, sehingga dapat memperbaiki bobot pada CGNN

Table 2 Hasil Perbandingan pada metode CGNN

No	Metode	MSE	Waktu (s)	Itrasi ke-
1	CG-NN	0,6616	4.295	6
2	CG-NN <i>Random number generator</i>	0.1540	4,345	3

Dari hasil perbandingan antara CGNN dan CGNN *Random number generator* menghasilkan kecepatan dalam mendapatkan hasil yang terbaik dari jumlah itrasi untuk mendapatkan hasil konvergen dan MSE untuk kedua algoritma

4. KESIMPULAN

Metode CGNN *Random number generator* mampu mendapatkan bobot yang baik untuk mendapatkan hasil konvergen dari pelatihan jaringan NN. Pembobotan awal dibangkitkan dengan menggunakan *random number generator* kemudian bobot dilakukan perbaikan dengan menggunakan *conjugate gradient* untuk mendapatkan bobot yang optimal. Hal ini dikarenakan *Random number generator* dapat memberikan persebaran

dari nilai bobot yang merata, sehingga pembobotan dari *random number generator* dapat mempercepat proses itrasi dan error yang lebih kecil.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Al-Bayati, A.Y., N.A. Sulaiman, dan G.W. Sadiq. 2009. A Modified Conjugate Gradient Formula for Backpropagation Neural Network Algorithm. *Jurnal of Cumputer Science*. 5. 849-856.
- Kumar, D.A., dan S. Murugan. 2014. Performance Analysis of MLPFF Neural Network Back propagation raining Algorithm for Time Series Data. *World Congress on Computing and Communication Technologies*. 978. 114-119.

- Levy, P.S. & Lemeshow, S.1999. Sampling of Populations: Methods and Applications. US: John Wiley & Sons
- Nawi, N.M., M.R. Ransing, dan R.S. Ransing. 2008. An Improved Learning Algorithm based on the conjugate Gradien Method for Back Propagation Neural Networks. World Academy of Science, Engineering and Technology. 20. 905-908
- Rahman, Arif. 2013. Pengacakan Random Sampling Dengan Pendekatan Inverse-Transform Random Variate Generator Berbasis Distribusi Hipergeometrik. Prosiding Seminar Nasional Teknoin. Vol 4 2013. E-106-E-111
- Sheikhan, M., dan N. Mohammadi. 2012. Time Series Prediction Using PSO-Optimized Neural Network and Hybrid Feature Selection Algoritm for IEEE Load Data. Neural Comput & Applic. 23. 1185-1194.
- Thompson, S.K..1992. *Sampling*. UB: John Wiley & Sons