

Makalah Nomor: KNSI-192

TEKNIK *LINE SEARCH* PADA CONJUGATE GRADIENT DALAM PROSES PELATIHAN BACKPROPAGATION UNTUK PERAMALAN TEMPERATUR DAN KELEMBABAN UDARA

Adiwijaya¹, U. N. Wisesty², A. Yunanto³, D. M. Tampubolon⁴

¹Fakultas Sains, Institut Teknologi Telkom, ^{2,3,4}Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom
Jl. Telekomunikasi no.1 Ters. Buah Batu, Bandung 40257

¹adiwijaya@ittelkom.ac.id, ²untarimail@gmail.com, ³ar.yunan@gmail.com

Abstrak

Dalam beberapa tahun ini, perubahan cuaca yang terjadi dirasakan cukup ekstrim. Hal ini merupakan sumber gagasan dalam penelitian ini. Pada [1] telah dibangun system cerdas untuk memprediksi temperature dan kelembaban udara menggunakan *backpropagation* yang telah dimodifikasi dengan pendekatan *conjugate gradient*. Pada makalah ini, dianalisis dan diimplementasikan teknik *line search* dalam penentuan parameter *step size* sehingga dapat meminimumkan kinerja selama arah pencarian. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini berasal dari Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG). Data tersebut berupa temperatur, curah hujan, kelembaban udara, lama penyinaran matahari, tekanan udara, arah dan kecepatan angin. Teknik *line search* dalam penelitian ini adalah *Golden Section Search*, *Brent's Search*, *Hybrid Bisection-Cubic Search*, dan *Charalambous' Search*. Dengan penggunaan teknik *line search* dalam conjugate gradient, pelatihan backpropagation hanya memerlukan epoch yang kecil (rata-rata 27 epoch untuk data temperatur dan 25 epoch untuk data kelembaban). Pada performansi yang sama, ini jauh lebih baik disbanding backpropagation standar yang memerlukan di atas 1000 epoch untuk tempertaur dan 100 epoch untuk kelembaban.

Kata kunci : teknik line search, conjugate gradient, backpropagation, temperatur, kelembaban

1. Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, fenomena perubahan cuaca dirasakan cukup ekstrim dalam perubahannya. Berikut diungkapkan beberapa hal yang menjadi headline news dalam beberapa media terkait tentang perubahan cuaca yang terjadi di beberapa wilayah Indonesia. Sehubungan dengan kenaikan temperatur yang terjadi di sejumlah kota di Riau, Staf Analisa BMKG Riau mengaku belum bisa bisa memprediksi kondisi cuaca saat itu (Metro Riau, 10 Mei 2010). Sementara itu, penasihat Himpunan Kerukunan Tani Indonesia (HKTI) Siswono Yudhohusodo mengatakan, saat ini petani kebingungan karena terjadi perubahan iklim. Oleh sebab itu, ke depan Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) harus mampu memprediksi cuaca dengan baik (Kompas, 2 Agustus 2010). Sejalan dengan itu, Fauzi Bowo, Gubernur DKI Jakarta kembali menyalahkan BMKG dalam melakukan prediksi cuaca terkait dengan penanganan dan antisipasi banjir yang terjadi di

beberapa daerah di Jakarta (tribunnews.com, September 2010).

Sebelumnya, kami telah membangun sistem peramalan temperatur udara menggunakan bayesian network [1], Hidden Markov Model (HMM) [2], dan jaringan syaraf tiruan (JST) [10]. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, jaringan syaraf tiruan memberikan performansi terbaik. Sehubungan dengan itu, sistem yang akan dibangun dalam penelitian ini menggunakan pendekatan jaringan syaraf tiruan. Dalam perkembangannya, jaringan syaraf tiruan sempat ditinggalkan karena tidak dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks, sampai ditemukan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation yang terdiri dari multilayer. Backpropagation dapat menyelesaikan beberapa kasus, misalkan pengenalan pola, peramalan, klasifikasi, dan lain-lain. Namun demikian, algoritma Backpropagation standar juga menemui beberapa kendala, yaitu lamanya pelatihan apabila pemilihan parameter-parameternya tidak tepat, misalkan pemilihan learning rate yang berpengaruh pada perubahan bobot [4, 5]. Beberapa kendala

tersebut telah banyak ditangani dengan metode adaptif learning rate, tetapi masih belum mencapai konvergensi dalam waktu yang cepat [7, 8].

Pada saat ini, Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan algoritma pembelajaran yang sangat sering digunakan pada penyelesaian kasus-kasus peramalan. Hal ini karena JST merupakan algoritma yang mampu terus belajar dan mampu mengenali pola-pola yang ada, sehingga dapat melakukan prediksi dengan baik. Salah satu metode learning dari JST sendiri adalah Backpropagation dimana metode ini dapat menghasilkan hasil yang memuaskan dalam melakukan prediksi, namun masih memiliki kelemahan yaitu waktu trainingnya yang terlalu lama apalagi jika parameter-parameter yang digunakan kurang tepat.

Kelemahan ini dapat diatasi dengan algoritma Conjugate Gradient sebagai algoritma untuk mempercepat pelatihan untuk Backpropagation sehingga dapat menghilangkan atau memperkecil kelemahan dari algoritma Backpropagation tersebut. Pada makalah ini, kami mengkaji peranan teknik *line search* dalam algoritma *Conjugate Gradient Fletcher Reeves* yang digunakan untuk mempercepat proses pelatihannya pada *backpropagation*

2. Model dan Algoritma Peramalan

Beberapa faktor yang mempengaruhi Temperatur dan kelembaban antara lain: curah hujan, temperatur, kelembaban, tekanan udara, lama penyinaran, serta angin. Keenam unsur tersebut merupakan unsur-unsur pembentuk cuaca dan iklim yang saling berkaitan satu dengan yang lain. Sehingga, dengan menggunakan data tersebut, system mampu melakukan prediksi terhadap temperatur serta kelembaban udara.

Metode conjugate gradient (CG) merupakan algoritma pencarian yang arah pencariannya tidak selalu menurun tapi berdasarkan pada arah conjugasinya. Secara umum algoritma ini lebih cepat convergen daripada metode penurunan tercepat (backpro standart). CG menggunakan vector tidak nol yang orthogonal dan bebas linier. Dua vector dikatakan orthogonal (G-conjugate) jika perkalian dalamnya bernilai nol. Untuk dapat meminimalkan error yang terjadi maka yang harus dioptimalkan adalah bobot-bobot yang menghubungkan antar neuron.

Conjugate gradient merupakan metode untuk meminimasi fungsi turunan dengan menghitung pendekatan w_{k+1} secara iterative berdasarkan:

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k d_k \quad (1)$$

$$d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_k d_k \quad (2)$$

dimana α dan β : parameter momentum (untuk menghindari konvergensi local) [11, 12].

Berikut adalah algoritma pelatihan yang digunakan [1] :

1. Definisikan masalah, misalkan matriks masukan (P) dan matrik target (T).
2. Inialisasi, menentukan arsitektur jaringan, nilai batas MSE dan batas jumlah epoch sebagai kondisi berhenti, line search yang digunakan, membangkitkan bobot-bobot(W) dan bias(b) dengan bilangan acak kecil.
3. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 3 - 13

• Propagasi maju

4. Hitung keluaran dari hidden layer $q_i(i=1,2,3,\dots,o)$,

$$v_i = b_1 + \sum_{k=1}^o P_k W_{ik} q_i = \frac{1}{1 + \exp(-v_i)} \quad (3)$$

5. Lanjutkan dengan menghitung keluaran dri output layer $r_j(j=1,2,\dots,m)$,

$$h_j = b_2 + \sum_{i=1}^o q_i W_{ji} \quad (4)$$

$$r_j = \frac{1}{1 + \exp(-h_j)} \quad (5)$$

• Propagasi mundur

6. Hitung faktor kesalahan di unit output berdasarkan perbedaan (error) nilai actual dan nilai prediksi (output dari unit output)

$$\delta_j = (T_j - r_j) f'(v_i) = (T_j - r_j) r_j (1 - r_j) \quad (6)$$

7. Hitung factor kesalahan di unit tersembunyi berdasarkan factor

$$\delta_i = f'(h_j) \sum_{j=1}^m \delta_j W_{ji} \quad (7)$$

$$\text{dimana } f'(h_j) = q_i (1 - q_i).$$

8. Hitung gradient di unit output dari fungsi objektif yang sudah ditentukan

$$g_{j+1} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^m \delta_{nj} r_{nj} \quad (8)$$

9. Hitung gradient di unit tersembunyi.

$$g_{i+1} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^o \delta_{ni} q_{ni} \quad (9)$$

10. Hitung parameter β untuk semua neuron di unit tersembunyi dan unit output. Parameter β untuk conjugate gradient fletcher reeves dapat dihitung dengan persamaan :

$$\beta_{j+1} = \frac{g_{j+1}^T g_{j+1}}{g_j^T g_j} \quad (10)$$

dimana :

β_{j+1} = nilai parameter β pada iterasi saat ini

g_{j+1} = gradient pada iterasi saat ini

g_j = gradient pada iterasi sebelumnya

11. Hitung direction untuk semua neuron di unit tersembunyi dan unit output.

$$d_{j+1} = -g_{j+1} + \beta_j d_j \quad (11)$$

dimana :

d_{j+1} = direction pada iterasi saat ini

g_{j+1} = gradient pada iterasi saat ini

β_j = nilai β pada iterasi sebelumnya

d_j = direction pada iterasi sebelumnya

Untuk direction awal :

$$d_1 = -g_1 \tag{12}$$

12. Hitung parameter α untuk semua neuron di unit tersembunyi dan unit output dengan teknik line search.

• **Perubahan bobot**

13. Update bobot dilakukan dengan cara sebagai berikut :

$$w_{j+1} = w_j + \alpha_{j+1}d_{j+1} \tag{13}$$

dimana : w_{j+1} = bobot yang akan diupdate

w_j = bobot sebelumnya

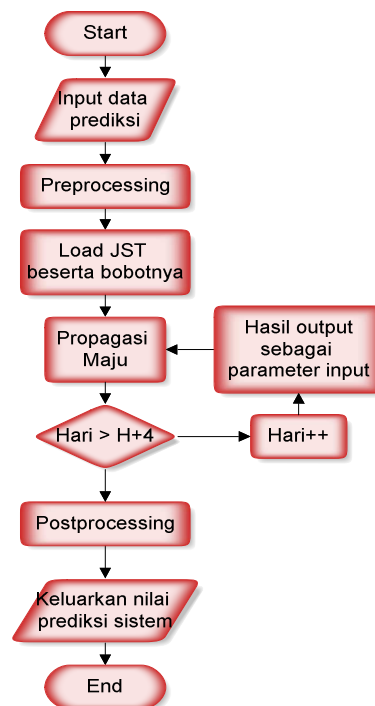
α_{j+1} = nilai alfa saat ini

d_{j+1} = direction pada iterasi saat ini

Parameter α disini dapat dicari dengan menggunakan teknik line search sehingga dapat meminimumkan kinerja selama arah pencarian, karena parameter α merepresentasikan besar langkah yang diambil untuk setiap direction. Beberapa teknik line search antara lain:

1. *Golden Section Search*, yakni pencarian linear sederhana tanpa harus menghitung gradient dari garis tersebut.
2. *Brent's Search*, yakni pencarian linear dengan menggunakan kombinasi antara golden section search dan interpolasi kuadrat.
3. *Hybrid Bisection-Cubic Search*, yakni pencarian linear dengan menggunakan kombinasi antara metode biseksi dan interpolasi kubik.
4. *Charalambous' Search*, yakni metode pencarian yang merupakan kombinasi antara interpolasi kubik dan suatu tipe sectioning.

Berikut adalah diagram alir sistem peramalan :



Gambar 1 Diagram Alir Sistem Peramalan

3. Hasil Peramalan dan Analisis

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari BMKG yang diperoleh menggunakan alat automatic weather station (AWS). Pengujian sistem didasarkan pada beberapa skenario pengujian. Hasil pengujian tersebut disampaikan sebagai berikut. Rata-rata MAPE temperature dan kelembaban udara untuk masing-masing teknik line search dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Rata-Rata Hasil Prediksi Temperatur

	MAPE H+1	MAPE H+5
Golden Section	0.02635	0.05301
Brent's	0.02848	0.03631
Hybrid Bisection-Cubic	0.03700	0.03475
Charalambous	0.04806	0.04609

Tabel 2. Rata-Rata Hasil Prediksi Kelembaban

	MAPE H+1	MAPE H+5
Golden Section	0.07689	0.09584
Brent's	0.06584	0.08248
Hybrid Bisection-Cubic	0.08378	0.11529
Charalambous	0.10605	0.11028

Dengan demikian, pada peramalan temperature dan kelembaban udara untuk data tahun 2007, teknik line search yang paling baik untuk digunakan sebagai penentu nilai dari parameter α adalah teknik Brent's Search, hal ini karena teknik Brent's Search merupakan teknik pencarian linear dengan menggunakan kombinasi antara golden

section search dan interpolasi kuadratik dimana untuk kasus ini data yang diberikan sangat sesuai dengan kebutuhan pergerakan langkah untuk dapat mencapai konvergen dengan cepat. Oleh karena itu, Brent's Search merupakan parameter terbaik untuk digunakan pada Backpropagation termodifikas sebagai penentu nilai dari parameter α .

Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui MAPE testing terbaik untuk peramalan temperature H+1 yaitu, MAPE = 0.02344 (dengan jumlah neuren hidden = 10 dan teknik line search Brent's Search) dan untuk H+5 yaitu, MAPE = 0.02623 (dengan jumlah neuren hidden = 5 dan teknik line search Charalambous Search). Kemudian berdasarkan Tabel 2 dapat diketahui MAPE testing terbaik untuk peramalan kelembaban H+1 yaitu, MAPE = 0.04443 (dengan jumlah neuren hidden = 10 dan teknik line search Brent's Search) dan untuk H+5 yaitu, MAPE = 0.05668 (dengan jumlah neuren hidden = 15 dan teknik line search Brent's Search).

Selanjutnya, performansi sistem dengan algoritma backpropagation termodifikas dibandingkan dengan algoritma backpropagation standar, seperti disajikan dalam Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Perbandingan Pengujian Peramalan Temperatur

	Epoch H+5	MAPE H+5	Time (second)
Backpro Standar	1000	0.02774	20.24
Backpro termodifikasi	19	0.02623	0.50

Tabel 4. Perbandingan Pengujian Peramalan Kelembaban

	Epoch H+5	MAPE H+5	Time (Second)
Backpro Standar	98	0.10121	1.79
Backpro termodifikasi	27	0.05668	0.58

Berdasarkan pada Tabel 3 dan Tabel 4 ditunjukkan bahwa pelatihan dengan algoritma backpropagation termodifikas memberikan hasil yang lebih optimal dari pada backpropagation standar (optimal dalam arti mampu dengan cepat mencapai konvergen dan akurasi yang dihasilkan lebih baik). Hal ini dapat terjadi karena pada backpropagation standar, update bobot hanya dipengaruhi oleh factor kesalahan dan nilai learning rate yang nilainya selalu tetap selama proses pelatihan. Sehingga proses pelatihan cukup lama dalam menemukan bobot-bobot yang sesuai (belum konvergen bahkan hingga epoch ke 1000). Sedangkan dengan algoritma backpropagation termodifikas, update bobot dipengaruhi oleh parameter α , β , dan direction yang akan mencari kemana arah pencarian dan seberapa besar lebar

langkah yang diambil dalam mengupdate bobot. Sehingga dengan algoritma backpropagation termodifikas tersebut hanya diperlukan jumlah epoch yang kecil untuk mendapatkan nilai bobot-bobot yang sesuai.

4. Kesimpulan

Secara umum, penggunaan teknik *line search* yang meliputi *Golden Section Search*, *Brent's Search*, *Hybrid Bisection-Cubic Search*, dan *Charalambous' Search* memberikan performansi yang baik dalam mempersingkat waktu pelatihan backpropagation. Proses pelatihan backpropagation hanya memerlukan epoch yang kecil (rata-rata 27 epoch untuk data temperatur dan 25 epoch untuk data kelembaban). Pada performansi yang sama (MAPE 2,5% untuk temperatur dan 6% untuk kelembaban). ini jauh lebih baik disbanding backpropagation standar yang memerlukan di atas 1000 epoch untuk tempertaur dan 100 epoch untuk kelembaban

Daftar Pustaka:

- [1] Adiwijaya, T.A.B. Wirayuda, U.N. Wisesty, Z.K.A. Baizal., U. Haryoko, 2012, *An Improvement of Backpropagation Performance by Using Conjugate Gradient on Forecasting of Air Temperature and Humidity in Indonesia*. Diterima di *Far East Journal of Mathematical Sciences* 73 (2013).
- [2] Adiwijaya, K. Fatihatul, A. Rakhmatsyah, 2008, Analisis Hidden Markov Model untuk Sistem Peramalan Temperatur Udara, *Proceeding of Industrial Engineering Conference on Telecommunication*.
- [3] Al Bayati, A.Y., Sulaiman, N.A., Sadiq, G.W., 2009, A Modified Conjugate Gradient Formula for Back Propagation Neural Network Algorithm, *Journal of Computer Science* 5 (11): 849-856.
- [4] Cresswell, M.P., Thomson, M.C., and Connor, S.J, 1999, *Estimating surface air temperatures, from meteosal land surface temperature using an empirical solar zenith angle model*. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 20, No.6, pp. 1125-1132.
- [5] Enrique Castillo, B. G. Berdinas, O. F. Romero, and A. A. Betanzos, 2006, *A Very Fast Learning Method for Neural Networks Based on Sensitivity Analysis*, *Journal of Machine Learning Research* 7 (2006) 1159-1182.
- [6] Gath, I., Geva, A.B., *Unsupervised optimal fuzzy clustering*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11 Issue:7 (1989) 773 - 780s
- [7] Magy. M. Kandil, Fayza. A. Mohamed, Fathy Saleh, Magda Fayek, 2005, *A New Approach For*

- Optimizing Backpropagation Training with Variable Gain Using PSO*, Proceeding of the International Congress for global Science and Technology pp. 466 – 472..
- [8] Salakhutdinov, Ruslan, 2003, *Efficient Optimization Algorithms for Learning*, Magister Thesis of University of Toronto.
- [9] Shewchuk, Jonathan Richard, 1994, *An Introduction to the Conjugate Gradient Method Without the Agonizing Pain*, Pittsburgh, School of Computer Science Carnegie Mellon University.
- [10] Untari N. Wisesty, Adiwijaya, Tjokorda A.B. Wirayudha, 2010, *Peningkatan Performansi pada Algoritma Backpropagation termodifikasi untuk Prediksi Temperatur Udara*, Jurnal Telekomunikasi, vol. 15 no. 2.
- [11] Yu-Hong Dai, Y. Yuan, 2001, *A Three-Parameter Family of Nonlinier Conjugate Gradient Methods*, *Mathematics of Computation* 70, 1155-1167.
- [12] J. Wang, X. Chi, T. X.Gu, *Nonlinier Conjugate 2003, Gradient Methods and Their Implementations by TAO on Dawning 2000-II⁺*, Inter. Conf. on Parallel Algorithms and Computing Environments (ICPACE).