

Optimasi Levenberg-Marquardt backpropagation dalam Mempercepat Pelatihan Backpropagation

Azhar Fadilah Zuhri¹, Agus Perdana Windarto², Iin Parlina³, M.Safii⁴, Sundari Retno Andani⁵

^{1,2,3,4}Manajemen Informatika, AMIK Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
Email: ¹azharfadilah.123@gmail.com

Abstrak

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sistem adaptif yang dapat mengubah strukturnya untuk memecahkan masalah berdasarkan informasi eksternal maupun internal yang mengalir melalui jaringan tersebut. Metode ini dapat membantu dalam memecahkan masalah terutama prediksi. Backpropagation mempunyai titik lemahnya. Hasil yang diperoleh backpropagation sangat terpengaruh terhadap penentuan parameter sehingga konvergensi menjadi sangat lambat. Maka dibutuhkan sebuah metode optimasi untuk mempercepat pelatihan metode backpropagation. Metode optimasi levenberg-marquardt merupakan salah satu solusinya, algoritma ini sangat tepat digunakan untuk melakukan training pada aplikasi dengan skala permasalahan kecil hingga menengah sehingga mampu memberikan hasil yang optimal. Data yang digunakan adalah data Angka Partisipasi Kasar Perguruan Tinggi di Indonesia dari tahun 2015-2020 berdasarkan provinsi. Hasil yang diperoleh dari beberapa pengujian data dengan percobaan arsitektur 3-5-1, 3-20-1, 3-37-1, 3-19-1, 3-26-4 dan 3-4-1 dari pengujian backpropagation dan levenberg-marquardt menunjukkan bahwa proses mempercepat pelatihan data dapat dioptimasi secara signifikan, akan tetapi akurasi belum optimal secara merata.

Kata Kunci: *Backpropagation, Optimasi, Lavenberg-Marquardt*

1. PENDAHULUAN

Artificial Intelligence (AI) adalah istilah umum yang mengimplikasikan penggunaan komputer untuk memodelkan perilaku cerdas dengan intervensi manusia minimal. Ada banyak metode yang ada pada AI salah satunya adalah Artificial Neural Network Backpropagation.

Backpropagation merupakan ilmu dalam jaringan saraf tiruan yang dibentuk dengan beberapa lapisan untuk pengubahan bobot-bobot. Pengubahan bobot tersebut dilakukan dengan algoritma pelatihan hingga mendapatkan bobot optimal [1]. Kelemahan dari metode backpropagation ialah kecepatan *convergence* yang buruk dan pembelajaran yang tidak stabil sehingga sering terjebak pada lokal minimum [2]. Sehingga dibutuhkan sebuah algoritma untuk mempercepat pelatihan pada backpropagation.

Algoritma Levenberg-marquardt merupakan pengembangan algoritma backpropagation standar. Algoritma levenberg marquardt dilakukan untuk pelatihan feedforward neural network karena kecepatan konvergensinya [3]. Tentunya dengan menggunakan beberapa pola arsitektur dan melihat sejauh mana epoch, times dan accuracy dari kedua algoritma tersebut. Data yang digunakan untuk menguji optimasi dari algoritma levenberg-marquardt tersebut adalah data Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) di Indonesia pada tahun 2015-2020 pada setiap provinsi. Sumber data dari www.bps.go.id.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Algoritma Lavenberg-Marquardt

Algoritma Levenberg-Marquardt dikembangkan oleh Kenneth Levenberg dan Donald Marquardt yang merupakan solusi matematis untuk permasalahan pada meminimalisir fungsi non-linier. Pada bidang artificial neural network, algoritma ini sangat tepat digunakan untuk melakukan training pada aplikasi dengan skala permasalahan kecil hingga menengah [4].

2.2 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu jenis metode pelatihan JST dengan supervisi. Pada jaringan diberikan sepasang pola yang terdiri atas pola masukan dan pola yang diinginkan. Ketika suatu pola diberikan kepada jaringan, bobot-bobot diubah untuk memperkecil perbedaan pola keluaran dan pola yang diinginkan. Latihan ini dilakukan berulang-ulang sehingga semua pola yang dikeluarkan jaringan dapat memenuhi pola yang diinginkan. Arsitektur jaringan ini terdiri dari input layer, hidden layer, dan output layer [5].

2.3 Artificial Neural Network

merupakan sistem adaptif yang dapat mengubah strukturnya untuk memecahkan masalah berdasarkan informasi eksternal maupun internal yang mengalir melalui jaringan tersebut. Sederhananya jaringan syaraf tiruan adalah alat pemodelan data statistik nonlinier [6].

2.4 Optimasi

Optimasi merupakan pencapaian suatu keadaan yang terbaik, yaitu pencapaian suatu solusi masalah yang diarahkan pada batas maksimum dan minimum [7].

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Source

Data yang digunakan dalam penelitian kali ini ialah diambil dari data Angkat Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) dari 34 provinsi di Indonesia dimulai dari tahun 2015 hingga 2020. Data diperoleh dari situs Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id). APK ialah salah satu indikator yang dipakai untuk melihat tingkat partisipasi pendidikan pada satu daerah ataupun wilayah, mereka yang berusia 19-23 tahun yang aktif diperguruan tinggi menjadi salah satu perhatian dari APK.

Tabel 1. Data Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) 2015-2020

Sumber : <https://www.bps.go.id/indicator/28/1443/1/angka-partisipasi-kasar-apk-perguruan-tinggi-pt-menurut-provinsi.html>

No	Provinsi	Tahun					
		2015	2016	2017	2018	2019	2020
1	ACEH	41.67	42.06	45.73	43.86	44.51	44.58
2	SUMATERA UTARA	25.89	28.93	30.71	31.11	30.82	31.14
3	SUMATERA BARAT	38.51	40.54	43.53	44.19	42.18	43.09
4	RIAU	30	29.81	33.37	34.15	33.93	35.07
5	JAMBI	26.33	26.98	32.27	33.78	30.71	31.42
6	SUMATERA SELATAN	18.6	21.64	23.77	26.23	25.59	26.41
7	BENGKULU	36,53	41	41,52	38,31	37,63	38,39
...
30	SULAWESI BARAT	25.51	27.54	29.72	28.9	30.85	29.44
31	MALUKU	44.46	46.38	47.39	48.42	47.65	48.62
32	MALUKU UTARA	33.72	40.87	45.01	42.68	44.02	43.97
33	PAPUA BARAT	32.83	32.37	36.32	35.97	34.83	35.3
34	PAPUA	16.01	20.44	20.37	19.03	21.08	21.87

3.2 Arsitektur JST

Berikut ini beberapa arsitektur yang akan digunakan untuk melakukan pelatihan. Aplikasi yang digunakan untuk mengelola data ialah aplikasi MATLAB 2011b.

Table 2 Arsitektur JST

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur	1 hidden layer
Neuron input	3
Neuron Hidden	10
Fungsi Aktivasi	Logsig, tansig
Inisialisasi bobot	Random
Target Error	$\geq -0.05 - \leq 0.05$
Maksimum Epoch	100000
Learning Rate	0.01

3.3 Normalisasi Data

Data testing dimulai dari tahun 2017 – 2019 dan 2020 menjadi target dan data training terdiri dari tahun 2015 – 2017 dan 2018 menjadi target. Setelah data training dan testing sudah ditentukan maka data akan di normalisasikan dapat dilihat pada table 3.

Table 3 Normalisasi data training

X1	X2	X3	T
0.51083	0.51608	0.56544	0.54029
0.29855	0.33945	0.36339	0.36877
0.46832	0.49563	0.53585	0.54473
0.35384	0.35129	0.39918	0.40967

0.30447	0.31322	0.38438	0.40469
.....
0.29344	0.32075	0.35008	0.33904
0.54836	0.57419	0.58778	0.60163
0.40388	0.50007	0.55576	0.52442
0.39191	0.38572	0.43886	0.43415
0.16565	0.22524	0.22430	0.20627

Table 4 Normalisasi data testing

X1	X2	X3	T
0.52322	0.49889	0.50735	0.50826
0.32781	0.33301	0.32924	0.33340
0.49460	0.50319	0.47704	0.48888
0.36242	0.37256	0.36970	0.38453
0.34811	0.36775	0.32781	0.33705
.....
0.31493	0.30426	0.32963	0.31129
0.54482	0.55822	0.54820	0.56082
0.51386	0.48354	0.50098	0.50033
0.40080	0.39624	0.38141	0.38753
0.19328	0.17585	0.20252	0.21280

Data tersebut kemudian diolah menggunakan arsitektur jaringan pada tabel 2 kemudian akan diuji menggunakan pola yang berbeda-beda.

3.4 Model Arsitektur Training dan Testing

Terdapat 6 pola arsitektur yang digunakan yaitu 3-5-1, 3-20-1, 3-37-1, 3-19-1, 3-26-4 dan 3-4-1. Masing-masing pola arsitektur diterapkan pada backpropagation dan resilient untuk melihat proses pelatihan dan akurasi yang didapat. Setiap pola arsitektur memperoleh hasil yang berbeda-beda, dari setiap arsitektur yang diuji dari backpropagation standar dan resilient menunjukkan peningkatan pada kecepatan training data akan tetapi tidak semua arsitektur dapat meningkatkan akurasi. Perbandingan backpropagation standar dengan resilient dapat dilihat pada table 5 dan table 6.

Table 5 Hasil Training Backpropagation Standar

No	Metode	Arsitektur	Epoch	Times	Accuracy (%)
1	Backpropagation Standar	3-10-1	4231	00.24	44.12
2		3-7-1	1834	00.13	52.95
3		3-15-1	1494	00.09	35.25
4		3-25-1	3049	00.28	5.88
5		3-5-1	3601	00.20	11.76
6		3-35-1	824	00.05	35.29

Table 6 Hasil Training Backpropagation Optimasi Lavenberg-Marquardt

No	Metode	Arsitektur	Epoch	Times	Accuracy (%)
1	Optimasi Lavenberg-Marquardt	3-10-1	5	00.01	67.65
2		3-7-1	3	00.01	50.00
3		3-15-1	6	00.00	52.94
4		3-25-1	2	00.00	97.6
5		3-5-1	3	00.00	94.12
6		3-35-1	2	00.01	52.94

Table 5 nilai epoch pada arsitektur 3-10-1 mencapai 2744 dan timesnya 00.24 detik dengan tingkat akurasi pengujianya 44.12% sedangkan pada table 6 pada arsitektur 3-10-1 dengan epochs hanya 5 dan timesnya 1 detik dengan tingkat

akurasi 67.65%. Dari presentasi diatas menunjukkan bahwa proses trainig data mulai dari epochs, times dan akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan metode lavenberg-marquardt lebih cepat dan lebih meningkat dibandingkan dengan backpropogation standar. Pada pola arsitektur 3-10-1, 3-7-1, 3-15-1, 3-25-1, dan 3-5-1 pada metode Optimasi Lavenberg-Marquardt epoch, waktu dan akurasi meningkat dengan baik. Akan tetapi berbeda dengan arsitektur 3-10-1, 3-7-1, 3-15-1, 3-25-1, dan 3-5-1 pada backpropagation standar tingkat akurasi menurun.

4. KESIMPULAN

Berikut kesimpulan yang dapat diberikan dalam analisis metode resilient terhadap pelatihan dan akurasi backpropagation :

- a. Metode Optimasi Lavenberg-Marquardt mampu meningkatkan kecepatan pada proses pelatihan backpropagation, dilihat dari hasil pengujian bahwa nilai epoch, waktu dan akurasi yang dihasilkan pada metode optimasi lavenberg marquardt lebih baik.
- b. Penentuan metode pada pelatihan backpropagation begitu berpengaruh terhadap hasil hanya saja penentuan metode dan pola harus disesuaikan dengan kebutuhan.
- c. Metode Lavenberg-Marquardt mampu meningkatkan proses pembelajaran, waktu dan dapat meningkatkan akurasi pelatihan backpropagation.

REFERENCES

- Arifin, M. M., Utomo, Y. B., Elektro, T., Teknik, F., Islam, U., & Kediri, K. (2020). *Sistem Pakar Untuk Diagnosa Kerusakan Hardware Komputer Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*. 1(1), 75–84.
- Khusniyah, T. W. (2016). *Prediksi Nilai Tukar Petani Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. 3(1), 11–18.
- Maimunah, E., & Dilasya, S. (2019). Optimasi Produksi Usahatai Kopi Rakyat Dengan Pola Polikultur (Di Pekon Sukajadi Kecamatan Air Hitam Kabupaten Lampung Barat). *Snistek, September*, 85–90. <http://digilib.unila.ac.id/id/eprint/55895>
- Mustafidah, H., Rahmadhani, A. Y., & Harjono, H. (2019). Optimasi Algoritma Pelatihan Levenberg–Marquardt Berdasarkan Variasi Nilai Learning-Rate dan Jumlah Neuron dalam Lapisan Tersembunyi (Optimization of Levenberg-Marquardt Training Algorithm Based on the Variations Value of Learning-Rate and the Number of N. *JUITA (Jurnal Informatika) UMP*, VII(1), 55–62.
- Suhendra, C. D., & Saputra, A. C. (2020). *PENENTUAN PARAMETER LEARNING RATE SELAMA PEMBELAJARAN JARINGAN SYARAF TIRUAN*. 14(2), 202–212.
- Vol, V. E., Nopember, N., Lisa, Y., Algoritma, I., Pelatihan, I. A., Khatulistiwa, S. P., Pertamina, J., Vol, V. E., & Nopember, N. (2015). *Levenberg Marquardt Dan Regularisasi Bayes Untuk Prediksi Curah Hujan*. 6(2), 201–210.
- Zulaikha, S., Adria, A., & Rahman, A. (2018). *SISTEM OTOMASI LAMPU RUMAH ADAPTIF BERBASIS ARTIFICIAL NEURAL NETWORK*. 3(2), 68–75.