

Pemilihan Model Arsitektur Terbaik dengan Mengoptimasi *Learning Rate* Pada Neural Network Backpropagation

Cici Astria*, Agus Perdana Windarto, Irfan Sudahri Damanik

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar
Jalan Kartini, Proklamasi, Kota Pematang Siantar, Sumatera Utara, Indonesia
Email: ^{1,*}Ciciastria352@gmail.com, ²agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id

Penulis Email Korespondensi: Ciciastria352@gmail.com
Submitted 16-02-2022; Accepted 25-02-2022; Published 25-02-2022

Abstrak

Backpropagation merupakan salah satu metode yang terdapat dalam neural network yang mampu melatih jaringan yang dinamis menggunakan ilmu matematis berdasarkan model arsitektur yang telah dikembangkan secara rinci dan sistematis. Backpropagation sendiri mampu menampung banyak informasi yang berfungsi sebagai pengalaman yang bermanfaat. Namun Algoritma Backpropagation ini cenderung lambat untuk mencapai konvergen dalam mendapatkan akurasi yang optimum, serta memerlukan data training yang besar dan optimasi yang digunakan kurang efisien. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengoptimasi learning rate pada neural network backpropagation. Sumber data diperoleh dari CV. Bona Tani Hatonduhan. Model arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ada 3 arsitektur, yaitu 2-51, 2-6-1 dan 2-7-1 dengan nilai learning rate 0.1, 0.2 dan 0.3. hasil uji coba yang dilakukan dengan software MATLAB menghasilkan model arsitektur terbaik yaitu model 2-7-1 dengan learning rate 0.3 dengan akurasi mencapai 83%. Berdasarkan latar belakang tersebut, diharap hasil penelitian dapat membantu dalam proses dengan mengoptimasi learning rate pada jaringan Neural Network backpropagation pada pemilihan arsitektur terbaik.

Kata Kunci: Neural Network; Backpropagation; Optimasi; Learning Rate; Pemilihan Arsitektur Terbaik; MATLAB.

Abstract

Backpropagation is one of the methods contained in a neural network that is able to train dynamic networks using mathematical knowledge based on architectural models that have been developed in detail and systematically. Backpropagation itself is able to accommodate a lot of information that serves as a useful experience. However, the Backpropagation Algorithm tends to be slow to achieve convergence in obtaining optimum accuracy, and requires large training data and the optimization used is less efficient. The purpose of this research is to optimize the learning rate on backpropagation neural network. Source of data obtained from CV. Bona Tani Hatonduhan. There are 3 network architecture models used in this study, namely 2-51, 2-6-1 and 2-7-1 with learning rates of 0.1, 0.2 and 0.3. the results of trials carried out with MATLAB software produced the best architectural model, namely the 2-7-1 model with a learning rate of 0.3 with an accuracy of 83%. Based on this background, it is hoped that the results of the research can help in the process by optimizing the learning rate of the backpropagation Neural Network on the selection of the best architecture.

Keywords: Neural Network; Backpropagation; Optimization; Learning Rate; Selection of the Best Architecture; MATLAB.

1. PENDAHULUAN

Jaringan saraf tiruan mengasumsikan suatu proses yang mengikuti kerja biologis jaringan saraf pada otak dan menghasilkan keluaran yang paling sesuai atas dasar proses berulang di dalam jaringan saraf [1]. Salah satu metode yang termasuk kedalam *Neural Network* adalah *backpropagation*. *Backpropagation* merupakan metode yang mampu melatih jaringan yang dinamis menggunakan ilmu matematis berdasarkan model arsitektur yang telah dikembangkan secara rinci dan sistematis. Algoritma *backpropagation* merupakan metode pelatihan yang terawasi (*supervised*) dan dirancang untuk operasi pada jaringan dengan banyak lapisan [2].

Backpropagation sendiri mampu menampung banyak informasi yang berfungsi sebagai pengalaman yang bermanfaat. Namun Algoritma *Backpropagation* ini cenderung lambat untuk mencapai konvergen dalam mendapatkan akurasi yang optimum, serta memerlukan data *training* yang besar dan optimasi yang digunakan kurang efisien [3].

Untuk itu dibutuhkan bantuan teknik lain untuk mengoptimalkan kinerja agar hasil yang diperoleh dapat lebih akurat dan efisien. Model jaringan *backpropagation* memerlukan proses pengoptimalan agar nilai akurasi dapat ditingkatkan dan dapat meminimalisir nilai *Mean Square Error* (MSE). Salah satu teknik yang dapat digunakan untuk mengoptimasi *backpropagation* adalah *learning rate*. *Learning rate* merupakan proses pembelajaran dalam jaringan saraf tiruan yang bertujuan untuk meningkatkan parameter tingkat pembelajaran mencapai hasil yang lebih baik. Metode *Adaptive Learning Rate* memberikan peningkatan kecepatan pada proses pembelajaran *Backpropagation* namun peningkatan kecepatan yang diberikan tidaklah signifikan sehingga diperlukan penambahan pengembangan lainnya yang terfokus pada mempercepat proses iterasi jaringan sehingga nilai *error* pada jaringan cepat menuju ke nilai global optima [4].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)

Kecerdasan buatan berasal dari bahasa Inggris “*Artificial Intelligence*” atau disingkat AI, yaitu *intelligence* adalah kata sifat yang berarti cerdas, sedangkan *artificial* artinya buatan. Kecerdasan buatan yang dimaksud disini merujuk pada

mesin yang mampu berfikir, menimbang tindakan yang diambil, dan mampu mengambil keputusan seperti yang dilakukan oleh manusia [5].

2.2 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia. Jaringan saraf sebagai sebuah kelompok pengolahan elemen dalam suatu kelompok yang khusus membuat perhitungan sendiri dan memberikan hasilnya kepada kelompok kedua atau berikutnya [6].

2.3 Backpropagation

Backpropagation merupakan bagian JST yang disusun dengan mengolah elemen-elemen yang berada di lapisan terkait dan diberi bobot di mana backpropagation adalah representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran di otak manusia [7]. Algoritma Backpropagation bekerja melalui koreksi bobot pada jaringan saraf tiruan. Bobot yang awalnya dipilih secara acak antara 0 hingga 1 kemudian akan terus dikoreksi hingga maksimum epoch ataupun nilai error sudah lebih kecil dari target error [8]. Pada tahap selanjutnya dilakukan proses normalisasi bagi data yang belum ternormalisasi. Normalisasi data ditunjukkan dengan persamaan berikut :

$$X' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \quad (1)$$

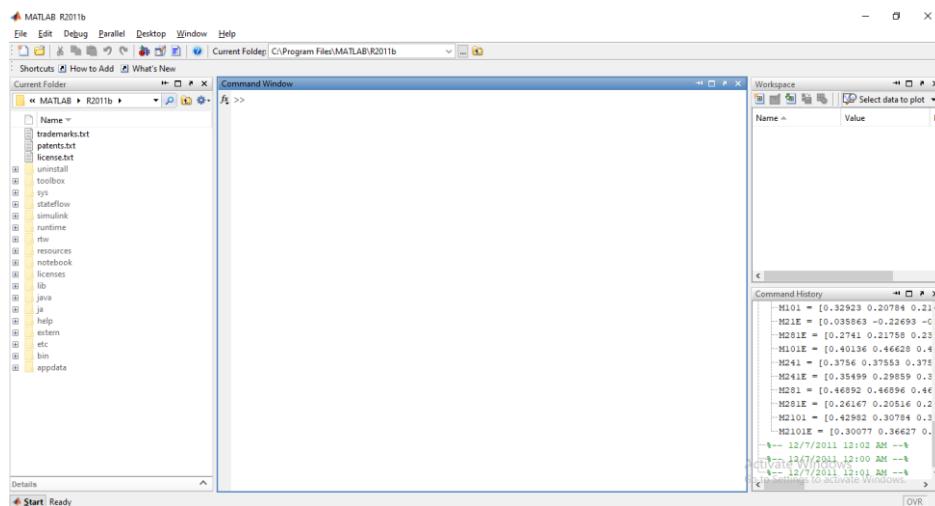
Keterangan : x' : data yang telah ditransformasi a : data minimum
 x : data yang akan dinormalisasi b : data maksimum

2.4 Optimasi Learning Rate

Adaptive Learning Rate (ALR) merupakan pendekatan atau metode yang bertujuan untuk meningkatkan efektifitas dari parameter tingkat pembelajaran [9]. *Adaptive learning rate* merupakan pendekatan atau metode yang bertujuan untuk meningkatkan efektifitas dari parameter tingkat pembelajaran atau *learning rate*, dimana tingkat pembelajaran merupakan parameter yang berfungsi untuk meningkatkan kecepatan belajar dari jaringan *backpropagation* [4].

2.5 MATLAB (Matrix Laboratory)

Matlab (Matrix Laboratory) adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi, tertutup dan *case sensitive* dalam lingkungan komputensi *numeric* yang dikembangkan oleh *MathWorks*. Salah satu kelebihan yang paling baik adalah membuat grafik. *Matlab* ini dapat membantu memecahkan berbagai permasalahan matematika baik perhitungan biasa, simulasi fungsi maupun permodelan matematika. *Matlab* menyediakan fungsi khusus untuk menyelesaikan model jaringan saraf tiruan, pemakaian hanya tinggal memasukkan *vector* masukan, target, model dan *parameter* yang diinginkan [10].



Gambar 1. Software MATLAB R2011a

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pendahuluan

Hasil penelitian disajikan sesuai dengan penelitian yang telah penulis lakukan. Sumber data penelitian diperoleh dari CV. Bona Tani Kecamatan Hatoduhan. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah penjualan kelapa sawit dari tahun 2017-2020.

Tabel 1. Data Penjualan Kelapa Sawit

No	Bulan	2017	2018	2019	2020
1.	Januari	187237	203950	191500	189799
2.	Februari	168994	201557	192153	161949
3.	Maret	184432	199560	193489	145447
4.	April	129887	156890	178451	138507
5.	Mei	156969	168925	188524	125162
6.	Juni	187237	203950	191500	189799
7.	Juli	168994	201557	192153	161949
8.	Agustus	187237	203950	191500	189799
9.	September	168994	201557	192153	161949
10.	Oktober	184432	199560	193489	145447
11.	November	129887	156890	178451	138507
12.	Desember	156969	168925	188524	125162

(Sumber : CV. Bona Tani)

3.2 Pengeolahan Data

3.2.1 Normalisasi Dataset

Untuk melakukan normalisasi data maka harus dicari terlebih dahulu nilai minimum dan maksimum serta selisih nilai maksimum dengan nilai minimum dari data, sehingga di peroleh nilai sebagai berikut :

$$\text{Nilai Minimum (a)} = 125162;$$

$$\text{Nilai Maksimum (b)} = 229026;$$

$$\text{Maksimum-Minimum (b-a)} = 103864.$$

Proses normalisasi data dilakukan dengan cara berikut:

$$x^{1.1} = \frac{0.8(X-a)}{b-a} + 0,1 = \frac{0.8(181920-125162)}{103864} + 0,1 = 0.5372$$

$$x^{1.2} = \frac{0.8(X-a)}{b-a} + 0,1 = \frac{0.8(171994-125162)}{103864} + 0,1 = 0.4607$$

$$x^{1.3} = \frac{0.8(X-a)}{b-a} + 0,1 = \frac{0.8(169775-125162)}{103864} + 0,1 = 0.4436$$

Dari perhitungan normalisasi pada data tersebut, kemudian data dimasukkan kedalam tabel dan untuk perhitungan normalisasi data selanjutnya dilakukan dengan cara yang sama. Dalam kasus data ditransformasikan ke dalam range 0 – 1 karena jaringan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner. Adapun *dataset* yang sudah di normalisasi dapat dilihat pada tabel 2 berikut :

Tabel 2. Normalisasi Data

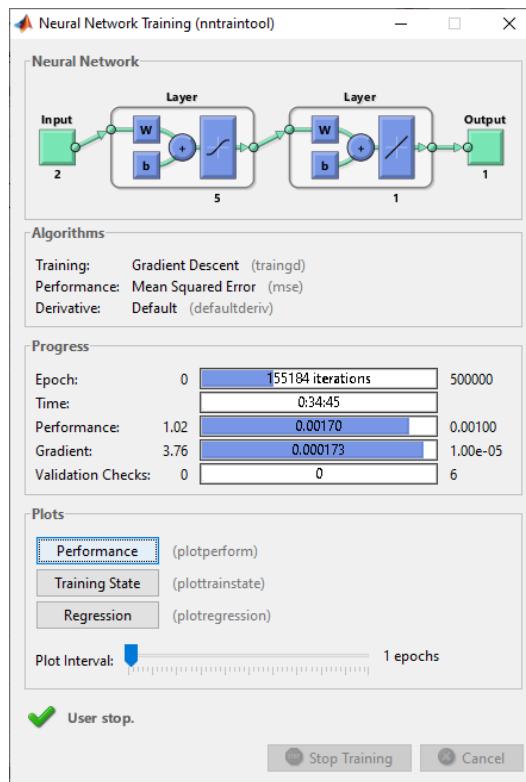
No.	Bulan	2017	2018	2019	2020
1.	Januari	0.5371717	0.460717862	0.443626281	0.397427
2.	Februari	0.3205808	0.41109913	0.467549873	0.38324
3.	Maret	0.8298236	0.675429408	0.680682431	0.627497
4.	April	0.7182777	0.760386659	0.624262497	0.579835
5.	Mei	0.5576369	0.838781483	0.615235308	0.50915
6.	Juni	0.4864053	0.409389201	0.599068012	0.692105
7.	Juli	0.6294385	0.537787876	0.607093892	0.9
8.	Agustus	0.5781252	0.706855118	0.610960487	0.597859
9.	September	0.4376107	0.688423323	0.615990141	0.383347
10.	Oktober	0.5565201	0.67304167	0.626280521	0.256243
11.	November	0.1363937	0.344381114	0.51045213	0.202788
12.	Desember	0.3449896	0.437079257	0.588038204	0.1

Data akan dibagi menjadi 2 bagian, yakni data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*). Dalam hal ini data pelatihan dan pengujian akan menggunakan sumber data yang sama. Data pelatihan menggunakan data dari tahun 2017 – 2018 dengan target tahun 2019. Sedangkan untuk data pengujian menggunakan data dari tahun 2018- 2019 dengan target tahun 2020.

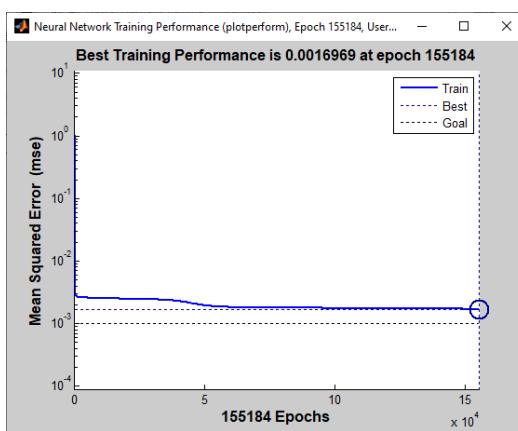
3.2.2 Implementasi Backpropagation

Pengukuran dan perbandingan prediksi data akan didapat setelah melakukan tahapan-tahapan implementasi *Backpropagation* dengan software MATLAB :

Input	: 2
Arsitektur	: 1 hidden layer
Goal	: 0.001
Maksimum Epoch	: 500000
Learning Rate	: 0.1



Gambar 2. Pelatihan Menggunakan Model Arsitektur 2-5-1 LR 0.1
(Sumber : data olahan)



Gambar 3. Pelatihan Arsitektur 2-5-1 LR 0.1 Mencapai Goal

Pada gambar 2 dijelaskan bahwa model arsitektur 2-5-1 dengan *learning rate* 0.1 menghasilkan *epoch* 155184 dalam waktu 34 menit 45 detik. Hasil akurasi dari pelatihan menggunakan model arsitektur 2-5-1 dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 2. Hasil Akurasi Data *Training* dengan Model Arsitektur 2-5-1 *Learning Rate* 0.1

No.	Target	Pelatihan		
		Output	Error	SSE
1.	0.4436	0.527716	-0.08409	0.007071051
2.	0.4675	0.528416	-0.06087	0.003704726

Pelatihan					
No.	Target	Output	Error	SSE	
3.	0.6807	0.686616	-0.00593	0.000035213	
4.	0.6243	0.615028	0.009234	0.000085272	
5.	0.6152	0.632871	-0.01764	0.000311035	
6.	0.5991	0.527391	0.071677	0.005137526	
7.	0.6071	0.589125	0.017969	0.000322881	
8.	0.6110	0.611044	-8.39E-05	0.000000007	
9.	0.6160	0.623797	-0.00781	0.000060948	
10.	0.6263	0.607366	0.018914	0.000357743	
11.	0.5105	0.508985	0.001467	0.000002153	
12.	0.5880	0.530819	0.057219	0.003274026	
				Total	0.0204
				MSE	0.0017

Tabel 3. Hasil Akurasi Data *Testing* dengan Model Arsitektur 2-5-1 *Learning Rate* 0.1

Pelatihan					
No.	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1.	0.3974	0.525651	-0.12822	0.016441	1
2.	0.3832	0.529631	-0.14639	0.021430	1
3.	0.6275	0.620576	0.006921	0.000048	1
4.	0.5798	0.67296	-0.09312	0.008672	1
5.	0.5092	0.692934	-0.18378	0.033776	1
6.	0.6921	0.560599	0.131507	0.017294	0
7.	0.9000	0.577092	0.322908	0.104270	0
8.	0.5979	0.649953	-0.05209	0.002714	1
9.	0.3833	0.639186	-0.25584	0.065453	1
10.	0.2562	0.629405	-0.37316	0.139250	1
11.	0.2028	0.535544	-0.33276	0.110726	1
12.	0.1000	0.557737	-0.45774	0.209523	1
				Total	0.7296
				MSE	0.0608 83%

Untuk parameter yang digunakan pada arsitektur *Backpropagation* adalah sebagai berikut :

- Input* : 2
- Arsitektur* : 1 hidden layer
- Goal* : 0.001
- Maksimum Epoch* : 500000
- Learning Rate* : 0.1; 0.2; dan 0.3
- Hidden layer* : 5, 6 dan 7 neuron

3.3 Hasil Percobaan

3.3.1 Hasil Implementasi Backpropagation

Hasil percobaan ini dilakukan secara individu oleh peneliti. Model arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ini ada 3 arsitektur, antara lain 2-5-1, 2-6-1, dan 2-7-1. Berikut adalah tabel hasil akurasi dan *Mean Square Error (MSE)* dari 3 model arsitektur *Backpropagation* yang telah diuji.

Tabel 4. Hasil Rekapitulasi Model Arsitektur *Backpropagation*

Model Arsitektur	Learning Rate	Training			Testing	
		Epoch	MSE	MSE	Waktu	Akurasi
2-5-1	0.1	155184	0.0017	0.0608	34:45	83%
2-5-1	0.2	131720	0.0010	0.0611	22:54	83%
2-5-1	0.3	61472	0.0010	0.0565	07:48	83%
2-6-1	0.1	455356	0.0017	0.0662	04:14:21	83%
2-6-1	0.2	287754	0.0010	0.0952	01:49:57	92%
2-6-1	0.3	8452	0.0010	0.0706	00:54	83%
2-7-1	0.1	284736	0.0010	0.2214	01:51:40	83%
2-7-1	0.2	167651	0.0010	0.2516	38:05	83%
2-7-1	0.3	1587	0.0010	0.0575	00:11	83%

Dari pengujian diatas didapat hasil terbaik dengan pengujian sebanyak 3 arsitektur dan 3 *Learning Rate*. Terlihat bahwa arsitektur terbaik yaitu arsitektur 2-7-1 dengan *learning rate* 0.3 menghasilkan nilai akurasi sebesar 83%, *MSE training* 0.0010, nilai *epoch* 1587, *MSE testing* 0.0575.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan dengan menggunakan data jumlah penjualan kelapa sawit dari tahun 2017-2020, implementasi *Backpropagation* + optimasi *learning rate* lebih baik dibandingkan hanya menggunakan implementasi *Backpropagation*. Hasil uji coba yang dilakukan dengan *software MATLAB* model arsitektur terbaik adalah model 2-7-1 dengan *learning rate* 0.3 dengan jumlah nilai akurasi sebesar 83%, *MSE training* 0.0010, nilai *epoch* 1587, *MSE testing* 0.0575. semakin kecil nilai *learning rate* akan menjadikan tingkat *epoch* semakin besar. Peningkatan nilai *learning rate* belum tentu membuat arsitektur menjadi tidak stabil.

REFERENCES

- [1] Y. Andriani, A. Wanto, and H. Handrizal, “Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Produksi Kelapa Sawit di PT. KRE Menggunakan Algoritma Levenberg Marquardt,” *Pros. Semin. Nas. Ris. Inf. Sci.*, vol. 1, no. September, p. 249, 2019, doi: 10.30645/senaris.v1i0.30.
- [2] M. H. Dar, “Penerapan Metode Backpropagation Neural Network Untuk Memprediksi Produksi Air,” *Maj. Ilm. INTI*, vol. 12, no. 2, pp. 203–208, 2017.
- [3] A. Wanto, “Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, 2018, doi: 10.25077/teknosi.v3i3.2017.370-380.
- [4] M. Khairani, “Improvisasi Backpropagation menggunakan penerapan adaptive learning rate dan parallel training,” *TECHSI - J. Penelit. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 157–172, 2014.
- [5] L. Manalu, A. P. Harianja, T. Informatika, U. St, J. Setia, and B. No, “Artificial Intelligence (AI) Susun Angka Bentuk Kotak 4 X 4 Menggunakan Pencarian Heuristik Dengan Algoritma Bfs,” vol. 03, no. 479, pp. 6–11, 2018.
- [6] E. Y. Puspaningrum and L. S. Qolby, “Optimasi jaringan saraf tiruan untuk diagnosis penyakit diabetes indian pima,” *TEKNOLOGI*, vol. 6, no. 1, pp. 49–54, 2016.
- [7] A. P. Parlina, Iin; Wanto, Anjar; Windarto, “Pemilihan Model Arsitektur BackPropogation terbaik pada Prediksi Eksport Industri Non Migas,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. 2019*, pp. A8–A16, 2019.
- [8] S. P. Siregar, A. Wanto, and Z. M. Nasution, “Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara,” *Sensasi 2018*, no. Juli, pp. 526–536, 2018.
- [9] F. Aofa, “SISTEM DETEKSI DINI PENYAKIT DIABETES MELLITUS MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DENGAN ADAPTIVE LEARNING RATE DAN OPTIMASI BOBOT PARTICLE SWARM OPTIMIZATION,” 2017.
- [10] L. Sinaga, E. Irawan, and W. Saputra, “Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropogation Dalam Memprediksi Distribusi Air Pada PDAM Tirtauli Kota Pematangsiantar,” vol. 2, pp. 161–168, 2020.