

Optimasi Data Menggunakan Teknik Backpropagation dalam Meningkatkan Hasil Nilai Akurasi

Sri Muliani Damanik¹, Agus Perdana², Widodo Saputra³, Rafiqah Dewi⁴, Sundari Retno Andani⁵

^{1,3}Manajemen Informatika, AMIK Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

²Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹srimulianidamanik27@gmail.com, ²agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id, ³widodo@amiktunasbangsa.ac.id

Abstrak

Artificial Neural Network (ANN) merupakan salah satu rumpun ilmu komputer yang mengarah pada kecerdasan buatan, ada beberapa metode pada ANN salah satunya adalah metode backpropagation. Metode ini digunakan dalam proses prediksi data, Dalam beberapa kasus metode backpropagation dapat membantu dalam memecahkan masalah khususnya prediksi. Akan tetapi metode backpropagation memiliki beberapa kelemahan. Hasil yang diperoleh metode backpropagation sangat terpengaruh terhadap penentuan parameter sehingga konvergensi menjadi sangat lambat. Maka diperlukan sebuah metode optimasi untuk mengoptimalkan kinerja dari metode backpropagation. pengolahan data dengan menormalisasi data mentah sesudah data dibagi menjadi data training dan data testing merupakan salah satu solusinya, pengolahan data mentah dengan menormalisasi sesudah data dibagi menjadi data training dan data testing dapat mengubah bobot dan bias jaringan dengan proses adaptasi langsung pembobotan berdasarkan informasi gradien lokal dari iterasi pembelajaran 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 (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing) dan backpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing) menunjukkan bahwa proses pelatihan data dapat dioptimasi secara signifikan, akan tetapi akurasi belum optimal secara merata.

Kata Kunci: backpropagation; pelatihan; akurasi; angka partisipasi kasar perguruan tinggi

1. PENDAHULUAN

Artificial Intelligence (AI) atau sering juga sebut kecerdasan buatan merupakan bagian dari ilmu komputer yang mempelajari bagaimana mesin atau komputer dapat melakukan kegiatan seperti yang dilakukan manusia bahkan dapat lebih baik dari yang dapat dilakukan manusia. Ada banyak metode yang ada pada AI salah satunya adalah Artificial Neural Network Backpropagation.

Artificial Neural Network backpropagation merupakan keilmuan yang dapat digunakan untuk memecahkan berbagai macam permasalahan khususnya dalam proses prediksi data. Berdasarkan dari data-data sebelumnya metode ini dapat melakukan pelatihan-pelatihan sehingga mampu memberikan hasil prediksi yang akurat. Akan tetapi metode backpropagation memiliki beberapa kelemahan diantaranya sering terjebak dalam minimum local [1]. Penentuan parameter sangat berpengaruh terhadap hasil yang akan didapat. Kecepatan konvergensi metode backpropagation sangat lambat, konvergensi tergantung dari pada parameter awal seperti jumlah hidden note, input, output, learning rate dan bobot dalam jaringan. Sehingga diperlukan pengolahan data yang baik untuk mengoptimasikan pelatihan pada backpropagation.

Pada umumnya pengolahan data dalam teknik backpropagation adalah dengan cara Menormalisasi data mentah sebelum data dibagi menjadi data training dan data testing sebagai langkah awal untuk mencari nilai akurasi, pada penelitian ini penulis membuat perbandingan pengolahan data yang berbeda pada umumnya dengan Menormalisasi data mentah sesudah data dibagi menjadi data training dan data testing dengan tujuan meningkatkan nilai akurasi.

Data yang digunakan untuk menguji optimasi yang dapat dilakukan teknik backpropagation adalah data Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) di Indonesia dimulai dari provinsi Aceh sampai dengan Papua. Data APK PT yang dikelola mulai dari tahun 2015 sampai dengan 2020 pada setiap provinsi. Data diperoleh dari www.bps.go.id.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam menemukan hasil dari pelatihan dan akurasi prediksi metode yang digunakan adalah bagian dari Artificial Intelligent (AI) yaitu Artificial Neural Network (ANN) backpropagation dengan metode optimasi yaitu resilient backpropagation. Data yang digunakan adalah data Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) berdasarkan provinsi di Negara Indonesia mulai dari tahun 2015 sampai dengan 2020 sebanyak 34 provinsi.

2.1 Metodologi Penelitian

2.1.1 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) merupakan metode komputasi yang cerdas yang secara kuantitatif menganalisis informasi dengan belajar dan berlatih, seperti halnya kecerdasan pada manusia [3]. Terdapat beberapa metode yang ada pada ANN diantaranya seperti backpropagation, perceptron dan lainnya. Masing-masing metode yang ada pada ANN memiliki ciri khas nya sendiri.

2.1.1 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu metode yang ada pada ANN, metode ini juga merupakan metode yang banyak digunakan dalam kasus prediksi data. Ada tiga tahap Pelatihan Backpropagation yaitu tahap maju dimana layer Input dan output dapat dihitung maju dengan ditentukan melalui fungsi aktivasi. Kedua adalah tahap mundur, yaitu kondisi ketika target output nya yang diinginkan memiliki selisih dengan jaringan keluarannya merupakan kesalahan terjadi. Sehingga dalam kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari layer output pada unit-unit garis yang berhubungan. Tahap ketiga adalah merubah nilai bobot agar memperkecil kesalahan yang terjadi [2]. Ketiga tahapan tersebut akan terus – menerus sampai pada tercapainya kondisi tertentu. Backpropagation dan telah diterapkan secara luas dan berhasil dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan pola, pemilihan lokasi, dan evaluasi kinerja [4]. Backpropagation terdiri dari beberapa layer diataranya input layer, hidden layer dan output layer.

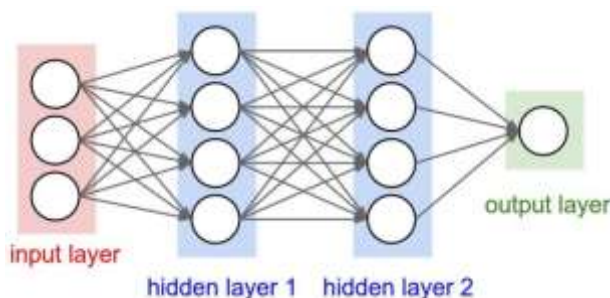


Figure 1. Backpropagation Artificial Neural Network

Dari figure diatas dilihat beberapa layer :

- Input layer : lapisan ini menyimpan input ke jaringan
- Output layer : lapisan ini menyimpan data output biasanya sebuah input identifier
- Hidden layer : lapisan ini berada pada lapisan masukan dan keluaran sebagai titik dari backpropagation untuk mengirim data dari lapisan sebelumnya ke lapisan berikutnya.

2.2. Data Source

Data yang digunakan adalah data Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) berdasarkan provinsi di Negara Indonesia mulai dari tahun 2015 sampai dengan 2020 sebanyak 34 provinsi. Data diperoleh dari situs Badan Pusat Statistik (www.bps.go.id).

Sustainable Development Goal's (SDG's) adalah gerakan untuk mengurangi tingkat kemiskinan, ketimpangan, dan menjaga lingkungan hidup yang berisi 17 tujuan dengan 169 target yang telah disepakati oleh para pemimpin dunia, termasuk Indonesia. Aksi tersebut direncanakan dapat tercapai di tahun 2030. Salah satu tujuannya yaitu memastikan pendidikan yang merata dan menyeluruh, dengan kualitas kesempatan belajar yang sama untuk semua lapisan masyarakat. Salah satu indikator dari yang ditargetkan adalah Angka Partisipasi Kasar (APK) Perguruan Tinggi (PT) [7].

Angka Partisipasi Kasar (APK) adalah perbandingan antara pelajar pada jenjang pendidikan tertentu dengan penduduk usia sekolah dan dinyatakan dalam persentase. APK merupakan salah satu indikator statistik yang digunakan untuk melihat besarnya tingkat partisipasi pendidikan pada suatu wilayah. Salah satu APK yang menjadi perhatian yaitu APK Perguruan Tinggi (APK-PT) yang digunakan untuk melihat partisipasi aktif mereka yang berusia (19-23 tahun) yang menempuh pendidikan di perguruan tinggi [8].

Data dapat dilihat pada table 1.

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

Sumber : <https://www.bps.go.id/indikator/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
...
29	GORONTALO	30.35	32.23	37.88	35.23	36.71	37.74
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. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan pengolahan data digunakan aplikasi MATLAB 2011b. Arsitektur yang digunakan untuk mengujian data seperti pada table dibawah :

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	≥ -0.05 - ≤ 0.05
Maksimum Epoch	100000
Learning Rate	0.01

Dari data yang digunakan maka dapat disesuaikan dengan arsitektur jaringan dimana input sebanyak 3 dan neuron hidden sebanyak 10. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah logsig dan tansig dimana inisialisasi bobot random dan target error lebih besar dari sama dengan -0.05 sampai lebih kecil dari 0.05. Untuk maksimum jumlah iterasi adalah 100000 dan learning rate sebesar 0.01.

3.1 Analisa Normalisasi Data

Pada penelitian ini peneliti membuat dua model dalam mengelolah data mentah pada model pertama data akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing dimana data training terdiri dari tahun 2015 – 2017 dan 2018 menjadi target. Untuk data testing terdiri dari 2017 – 2019 dan 2020 menjadi target. Setelah data training dan testing sudah ditentukan maka data akan di normalisasikan. Normalisasi data traning dan testing yang sudah dibagi dapat dilihat pada table 3 dan tabel 4. Pada model kedua data akan di normalisasikan sebelum dibagi menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing . data training dan testing yang dibagi sesudah data di normalisasi dapat dilihat pada table 5 dan tabel 6.

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
0.20049	0.24138	0.27004	0.30313
0.44168	0.50182	0.50881	0.46563
0.11789	0.16618	0.20372	0.23708
0.10000	0.14506	0.15219	0.12785
.....
0.49428	0.49845	0.52872	0.50491
0.51944	0.56033	0.58226	0.57473
0.35855	0.38384	0.45985	0.42420
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
0.23752	0.26952	0.26120	0.27187
0.46845	0.42669	0.41784	0.42773
0.17338	0.20564	0.21423	0.22854
0.12355	0.10000	0.11392	0.11991
.....

0.48771	0.46468	0.48406	0.48367
0.53949	0.53220	0.54703	0.54495
0.42109	0.38662	0.40587	0.41927
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

Pada table 3 dan 4 dapat dilihat data training dan testing yang di normalisasikan sesudah data dibagi menjadi data training dan testing. Data tersebut akan diolah menggunakan arsitektur jaringan yang dapat dilihat pada table 2. Data tersebut akan diuji dengan pola yang berbeda-beda.

Table 3. Normalisasi data training

X1	X2	X3	T
0.48439	0.48930	0.53549	0.51196
0.28578	0.32404	0.34644	0.35148
0.44462	0.47017	0.50780	0.51611
0.33751	0.33512	0.37992	0.38974
0.29132	0.29950	0.36608	0.38508
0.19402	0.23228	0.25909	0.29006
0.41970	0.47596	0.48250	0.44210
0.11674	0.16193	0.19704	0.22826
0.10000	0.14216	0.14884	0.12605
.....
0.46891	0.47281	0.50113	0.47885
0.49245	0.53071	0.55123	0.54418
0.34191	0.36558	0.43669	0.40334
0.28099	0.30654	0.33398	0.32366
0.51951	0.54368	0.55639	0.56935
0.38433	0.47432	0.52643	0.49711
0.37313	0.36734	0.41705	0.41265
0.16142	0.21718	0.21630	0.19943

Table 4. Normalisasi data testing

X1	X2	X3	T
0.53549	0.51196	0.52014	0.52102
0.34644	0.35148	0.34783	0.35186
0.50780	0.51611	0.49081	0.50227
0.37992	0.38974	0.38697	0.40132
0.36608	0.38508	0.34644	0.35538
0.25909	0.29006	0.28200	0.29232
0.48250	0.44210	0.43354	0.44311
0.19704	0.22826	0.23656	0.25041
0.14884	0.12605	0.13952	0.14531
.....
0.50113	0.47885	0.49761	0.49723
0.55123	0.54418	0.55853	0.55651
0.43669	0.40334	0.42196	0.43493
0.33398	0.32366	0.34821	0.33046
0.55639	0.56935	0.55966	0.57187
0.52643	0.49711	0.51397	0.51334
0.41705	0.41265	0.39830	0.40422
0.21630	0.19943	0.22524	0.23518

Pada table 5 dan 6 dapat dilihat data training dan testing yang dibagi sesudah data di normalisasikan. Data tersebut akan diolah menggunakan arsitektur jaringan yang dapat dilihat pada table 2. Data tersebut akan diuji dengan pola yang berbeda-beda.

3.2 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 yang masing-masing memiliki pengolahan data mentah berbeda yaitu data mentah yang di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing dengan data mentah yang di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing untuk melihat proses pelatihan dan akurasi yang didapat. Setiap pola arsitektur memperoleh hasil yang berbeda-beda, dari setiap arsitektur yang diuji dari backpropagation yang masing-masing memiliki pengolahan data mentah berbeda menunjukkan peningkatan pada kecepatan training data akan tetapi tidak semua arsitektur dapat meningkatkan akurasi. Perbandingan backpropagation dengan masing-masing pengolahan data mentahl yang berbeda dapat dilihat pada table 5 dan table 6.

Table 5. Hasil Training dan Testing Bacpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing)

No	Metode	Arsitektur	Epoch	Times	Accuracy (%)
1	Backpropagation (pengolahan data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing)	3-5-1	2744	00.11	11.76
2		3-20-1	1427	00.06	52.94
3		3-37-1	1152	00.05	32.35
4		3-19-1	2481	00.11	11.76
5		3-26-1	1528	00.07	2.94
6		3-4-1	1265	00.05	20.59

Table 6. Hasil Training dan Testing Bacpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing)

No	Metode	Arsitektur	Epoch	Times	Accuracy (%)
1	Backpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing)	3-5-1	3468	00.39	20.59
2		3-20-1	1405	00.19	41.18
3		3-37-1	1107	00.13	23.53
4		3-19-1	2485	00.22	11.76
5		3-26-1	1541	00.17	8.82
6		3-4-1	1265	00.13	26.47

Dapat dilihat dari table 5 nilai epoch pada arsitektur 3-20-1 mencapai 1427 dan waktu 6 detik dengan akurasi pengujian 52.94% sedangkan pada table 6 Epoch pada arsitektur 3-20-1 mencapai 1405 dan waktu 19 detik dengan akurasi 41.18%. Hal ini menunjukkan bahwa proses training data, waktu dan akurasi yang dihasilkan metode Backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing) lebih cepat dan akurasi meningkat dibandingkan dengan backpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing), sama halnya dengan arsitektur 3-37-1 pada metode Backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing) epoch, waktu dan akurasi meningkat dengan baik. Akan tetapi berbeda dengan arsitektur 3-5-1, 3-19-1, 3-26-1 dan 3-4-1 pada Backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data training dan data testing) walaupun epoch dan waktu yang didapat memberikan peningkatan tetapi akurasi menurun seperti contoh pada arsitektur 3-26-1, akurasi pada backpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing) sebesar 8.82% sedangkan pada backpropagation (data mentah di normalisasi sebelum di bagi menjadi data training dan data testing) akurasi yang didapat menurun yaitu 2.94%.

4. KESIMPULAN

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

- Metode Backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data pelatihan dan data pengujian) mampu meningkatkan kecepatan pelatihan pada backpropagation, dapat dilihat dari hasil pengujian bahwa nilai epoch dan waktu yang dihasilkan pada metode backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data pelatihan dan data pengujian) lebih baik.
- Penentuan parameter sangat berpengaruh terhadap hasil sehingga dalam proses mencari hasil yang baik penentuan parameter harus diperhatikan dan disesuaikan dengan kebutuhan.
- Dilihat dari hasil pengujian maka dapat diberikan kesimpulan bahwa metode backpropagation (data mentah di normalisasi sesudah di bagi menjadi data pelatihan dan data pengujian) mampu meningkatkan proses pembelajaran dan waktu, hanya saja tidak selamanya untuk meningkatkan akurasi.

REFERENCES

- W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, "Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012115.
- H. Okprana, M. R. Lubis, and J. T. Hadinata, "Prediksi Kelulusan TOEFL Menggunakan Metode Resilient Backpropagation," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 275, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i2.41224.
- 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.
- A. P. Windarto, L. S. Dewi, and D. Hartama, "Implementation of Artificial Intelligence in Predicting the Value of Indonesian Oil and Gas Exports With BP Algorithm," *Int. J. Recent Trends Eng. Res.*, vol. 3, no. 11, pp. 1–12, 2017, doi: 10.23883/ijrter.2017.3484.j5bbs.
- R. Kurniawan, D. Arifatin, A. Noviani, and F. Fadhlullah, "Evaluasi Pendugaan Angka Partisipasi Kasar Perguruan Tinggi Tahun 2018 Dengan Small Area Estimation Benchmarking," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2019, no. 1, pp. 67–73, 2020, doi:



- 10.34123/semnasoffstat.v2019i1.86.
- [6] B. Subandriyo, E. Ikhsan, and S. Muchlishoh, “ESTIMASI ANGKA PARTISIPASI KASAR PERGURUAN TINGGI (Estimation Gross Enrolment Rate of Higher Education in Papua Province Using Small,” pp. 104–109, 2019.
 - [7] W. Saputra, A. P. Windarto, and A. Wanto, “Analisis Metode Resilient Dalam Pelatihan Dan Akurasi Pada Metode Backpropagation,” vol. 9, no. 9, pp. 1–5, 2021, doi: 10.30865/ijics.v9i9.9999.
 - [8] D. Sinaga, Solikhun, and I. Parlina, “Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Penjualan Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma Backpropagation,” no. September, pp. 418–426, 2019.