Estimasi Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan Menggunakan JST pada Provinsi Sumatera Utara

Sandy Putra Siregar ¹, Dedy Hartama ², Anjar Wanto ³
STIKOM Tunas Bangsa, Teknik Informatika
Jln. Jend. Sudirman Blok A No. 1, 2 & 3, Pematangsiantar 21111
sandyputra024@gmail.com, dedyhartama@amiktunasbangsa.ac.id,
anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id

Abstract - One way the government determines the level of welfare of farmers is to look at the development of the farmers' exchange rate index. Farmer exchange rate index (NTP) is useful in determining, measuring the ability to exchange products sold by farmers with products needed by farmers in household production and consumption. This study produced an estimate of 4 (four) years ahead from the farmer subsector index of the exchange rate index while the data was obtained from Official News published monthly by the Central Sumatra Provincial Statistics Agency (BPS). The estimation of the farmer exchange rate index will use the backpropagation algorithm, as one algorithm that is quite accurate in estimating and predicting. The problem in this study was that there was a decrease in the percentage of the farmers' exchange rate index of the food crop sub-sector in 2017 which caused a decline in the level of welfare index of farmers in the food crop subsector. This study uses 5 architectural models, that is 3-7-1, 3-15-1, 3-20-1, 3-28-1, 3-40-1. Of the 5 architectures, the best is the 3-28-1 architectural model producing an epoch of 7060 with the time needed 01:19 seconds.

Keywords: NTPP, ANN, Backpropagation, North Sumatera

Abstrak - Salah satu cara pemerintah dalam menentukan tingkat kesejahteraan petani yakni dengan melihat perkembangan indeks nilai tukar petani. Indeks nilai tukar petani (NTP) berguna dalam menentukan, mengukur kemampuan tukar produk yang dijual petani dengan produk yang dibutuhkan petani dalam produksi dan konsumsi rumah tangga. Penelitian ini menghasilkan estimasi 4 (empat) tahun kedepan dari data indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan sedangkan datanya diperoleh dari Berita Resmi yang diterbitkan rutin setiap bulannya oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara. Estimasi indeks nilai tukar petani ini menggunakan algoritma backpropagation, sebagai salah satu algoritma yang cukup akurat dalam melakukan estimasi. Masalah pada penelitian ini adalah terjadi nya penurunan presentase indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan pada tahun 2017 sehingga menyebabkan menurunnya tingkat indeks kesejahteraan petani subsektor tanaman pangan. Penelitian ini menggunakan 5 model arsitektur, yakni : 3-7-1, 3-15-1, 3-20-1, 3-28-1, 3-40-1. Dari 5 arsitektur tersebut yang terbaik adalah model arsitektur 3-28-1 menghasilkan epoch sebesar 7060 dengan waktu yang diperlukan 01:19 detik.

Kata kunci: NTPP, JST, Backpropagation, Sumatera Utara

1. PENDAHULUAN

Sektor pertanian memiliki kontribusi yang sangat besar sebagai sumber penyedia lapangan kerja, penyerapan tenaga kerja bagi masyarakat serta berperan

sebagai penyedia pangan, bahan baku untuk industri dan ekspor. Dengan besarnya kontribusi sektor pertanian dalam menciptakan lapangan pekerjaan bagi masyarakat sehingga perlunya peran pemerintah khususnya pemerintah provinsi Sumatera Utara untuk lebih memperhatikan kesejahteraan masyarakat di sektor pertanian khususnya sektor pertanian petani tanaman pangan. Kegunaan dari indeks nilai tukar petani yaitu untuk mengukur kemampuan tukar produk yang dijual petani dengan produk yang dibutuhkan petani dalam memproduksi dan mengkonsumsi barang dan jasa untuk keperluan rumah tangga[1]. Menurut [2] faktor nilai tukar tergantung dari keadaan ekonomi. Indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan merupakan indeks harga yang diterima petani atau disebut juga indeks harga rata-rata produsen dari hasil produksi petani, harga yang dibayarkan oleh petani atau disebut juga indeks harga rata-rata eceran barang atau jasa yang dikonsumsi petani.

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan dari tahun 2014 sampai dengan tahun 2017 dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Dari data yang diperoleh, penulis menemukan masalah berupa penurunan secara signifikan indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan hingga akhir Desember tahun 2017. Berikut ini adalah data yang didapatkan dari Berita Resmi Statistik (BRS) Sumatera Utara dan akan dipergunakan seperti pada tabel :

Tabel 1. Dataset Penelitian

Bulan	Tahun 2013	Tahun 2014	Tahun 2015	Tahun 2016	Tahun 2017
Januari	100,44	100,05	96,05	99,96	96,88
Februari	99,71	99,41	95,83	98,55	94,94
Maret	99,86	100,48	96,17	96,83	94,55
April	99,94	100,09	96,56	98,15	94,57
Mei	100,11	100,54	96,73	98,21	95,16
Juni	100,81	101,11	95,24	98,22	95,36
Juli	98,94	100,02	95,29	97,59	94,54
Agustus	98,28	100,4	96,05	96,77	93,59
September	97,79	99,04	96,66	98,15	93,18
Oktober	98,88	98,85	97,6	98,46	93,39
November	99,3	97,97	99,81	98,16	93,79
Desember	98,67	96,5	101,56	98,33	93,11

Dari permasalahan yang ditemukan sehingga penulis melaksanakan penelitian yang bertujuan untuk melakukan estimasi atau prediksi terhadap indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan agar kedepannya pemerintah provinsi Sumatera Utara lebih mampu dalam mengambil tindakan-tindakan pencegahan terjadinya penurunan indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan untuk beberapa tahun yang akan datang. Estimasi indeks nilai tukar petani subsektor tanaman pangan pada penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan algoritma *backpropagation*.

Penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian ini adalah penelitian yang dilakukan [3] berjudul "Prediksi Nilai Tukar Petani Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpragation". Dari penelitian tersebut menghasilkan presentase

error terkecil apabila jumlah node lapisan tersembunyi 7 dan nilai laju pembelajaran 0.1 memiliki rata-rata *error* sebesar 0.61% atau tingkat akurasi mencapai 99.39%, penelitian kedua yang berkaitan adalah yang dilakukan [4] berjudul "Implementasi Metode Trend Projection pada Prediksi Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan di Provinsi Jawa Timur". Dari penelitian tersebut diperoleh akurasi prediksi menggunakan *Mean Absolute Percentage error (MAPE)* menunjukkan *error rate* sebesar 2,62% dan akurasi sebesar 97,38%.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Nilai Tukar Petani

Nilai Tukar Petani (NTP) merupakan persentase hasil bagi antara indeks harga yang diterima petani dengan harga yang dibayar petani. [5] Indeks nilai tukar petani memiliki tingkatan persentase sebagai berikut :

- a. Jika indeks nilai tukar petani > 100 , disebut juga petani sedang mengalami *surplus* berarti harga dari barang yang diproduksi petani mengalami kenaikan harga lebih besar dari harga barang yang dikonsumsi petani.
- b. Jika indeks nilai tukar petani $= 100$, disebut juga petani sedang mengalami imbas berarti harga barang yang diproduksi petani sama dengan harga barang yang dikonsumsi petani tersebut.
- c. Jika indeks nilai tukar petani < 100 , disebut juga petani sedang mengalami *defisit* berarti harga barang yang diproduksi petani relatif lebih rendah dibandingkan harga barang yang dikonsumsi petani mengalami kenaikan. Tabel dan Gambar dibuat center seperti di bawah ini dan diacu pada naskah.

2.2. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah satu penerapan Kecerdasan Buatan yang telah dicapai sukses besar dalam beberapa tahun terakhir dalam pemodelan proses *multi* faktor dan membuka dimensi baru untuk mengoptimalkan sistem yang kompleks dalam penelitian ilmiah dan aplikasi bisnis [6]. Pemodelan yang digunakan jaringan syaraf tiruan yakni melalui proses pembelajaran dan penyesuaian diri terhadap suatu objek [7]. Jaringan syaraf tiruan mempunyai node-node yang saling terhubung [8]–[14]. Jaringan syaraf tiruan memproses sebuah data eksperimen lalu mentransfer data tersebut ke struktur jaringan sehingga sistem ini disebut sistem cerdas dan dapat mempelajari data dengan perhitungan contoh numeric [15].

2.3. Algoritma Backpropagation

Algoritma *backpropagation* beserta dengan momentum dan *variable learning rate* dapat digunakan melatih jaringan (seperti node-node yang terhubung pada jaringan syaraf manusia) [16]. Jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* (BP) menggunakan bobot koneksi awal yang berada diantara lapisan jaringan syaraf *backpropagation* dan ambang awal untuk mengoptimalkan pencarian solusi [17]. *Backpropagation* merupakan algoritma iteratif yang mudah sederhana, memiliki kinerja baik bahkan dalam data yang kompleks [18]–[20]. *Backpropagation* memiliki 3(tiga) fase, dalam fase pertama disebut fase maju pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan sehingga menghasilkan sebuah layar keluaran

dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* pada penelitian ini. Fase kedua disebut juga fase mundur yakni pada fase ini diselisihkan keluaran jaringan dengan target yang ada sehingga kesalahan terjadi maka akan dipropagasikan mundur dimulai dengan garis-garis yang terhubung dengan layar keluaran. Fase ketiga adalah melakukan pencarian bobot baru untuk mengurangi tingkat kesalahan yang terjadi pada pelatihan *dataset* [21].

2.4. Estimasi

Estimasi dilakukan untuk mendapatkan satu penyelesaian masalah yang membutuhkan informasi sebelumnya sehingga bisa menentukan langkah selanjutnya dalam menyelesaikan masalah tersebut [22].

2.5. Tahapan Penelitian

Berikut uraian tahapan-tahapan alur penelitian :

- a. Pengumpulan Data
Pada proses ini penulis memperoleh data dari Berita Resmi Statistik (BRS) yang setiap bulan rutin diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik provinsi Sumatera Utara melalui <https://sumut.bps.go.id/> dan datang ke kantor BPS kota Pematangsiantar bertempat di Jln. Porsea No.5 Pematangsiantar.
- b. Tinjauan Pustaka
Tinjauan pustaka, pada tahapan ini penulis melengkapi pengetahuan dasar dan teori-teori yang akan digunakan dalam penelitian ini.
- c. Menentukan Masalah
Tahapan ini ditentukan setelah memperoleh semua *dataset* untuk dilakukan proses konversi data untuk menyesuaikan dengan bobot yang ditentukan.
- d. Normalisasi
Pada tahapan ini *dataset* dilakukan perubahan terhadap beberapa tipe data untuk mempermudah pemahaman terhadap isi *record*, serta melakukan seleksi dengan memperhatikan konsistensi terhadap data.
- e. Menentukan Pola Pelatihan
Tahap ini menjelaskan untuk melakukan *training* dan *testing* sehingga dapat ditentukan model jaringan syaraf tiruan dengan metode *Backpropagation*.
- f. Pengujian Hasil Pengolahan Data
Setelah model jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation* diperoleh maka dilakukan uji coba terhadap hasil pengolahan data menggunakan *Software Matlab R2011b*.
- g. Estimasi
Estimasi dilakukan untuk melakukan perbandingan *dataset* yang ada sebelumnya dengan *dataset* yang berhasil di estimasi.

2.6. Normalisasi

Dalam melakukan pelatihan dan pengujian, dilakukan normalisasi terlebih dahulu, agar dapat lebih mudah melakukan pelatihan data menggunakan aplikasi *matlab R2011b*. Formula normalisasi dapat dilihat pada persamaan (1) berikut [23]–[36]:

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

Keterangan :

x' : Data yang telah ditransformasi
X : Data yang akan dinormalisasi
a : Data minimum
b : Data maksimum

Tabel 2. Data *Training* Sebelum Normalisasi (2013-2015)/Target Tahun 2016

Pola	Tahun 2013	Tahun 2014	Tahun 2015	Target
Pola 1	100,44	100,05	96,05	99,96
Pola 2	99,71	99,41	95,83	98,55
Pola 3	99,86	100,48	96,17	96,83
Pola 4	99,94	100,09	96,56	98,15
Pola 5	100,11	100,54	96,73	98,21
Pola 6	100,81	101,11	95,24	98,22
Pola 7	98,94	100,02	95,29	97,59
Pola 8	98,28	100,4	96,05	96,77
Pola 9	97,79	99,04	96,66	98,15
Pola 10	98,88	98,85	97,6	98,46
Pola 11	99,3	97,97	99,81	98,16
Pola 12	98,67	96,5	101,56	98,33

Tabel 3. Data *Training* Sesudah Normalisasi (2013-2015) / Target Tahun2016

Pola	Tahun 2013	Tahun 2014	Tahun 2015	Target
Pola 1	0,7582	0,7089	0,2025	0,6975
Pola 2	0,6658	0,6278	0,1747	0,519
Pola 3	0,6848	0,7633	0,2177	0,3013
Pola 4	0,6949	0,7139	0,2671	0,4684
Pola 5	0,7165	0,7709	0,2886	0,4759
Pola 6	0,8051	0,843	0,1000	0,4772
Pola 7	0,5684	0,7051	0,1063	0,3975
Pola 8	0,4848	0,7532	0,2025	0,2937
Pola 9	0,4228	0,581	0,2797	0,4684
Pola 10	0,5608	0,557	0,3987	0,5076
Pola 11	0,6139	0,4456	0,6785	0,4696
Pola 12	0,5342	0,2595	0,9000	0,4911

Tabel 4. Data *Testing* sebelum dinormalisasi (2014-2016) / Target Tahun2017

Pola	Tahun 2014	Tahun 2015	Tahun 2016	Target
Pola 13	100,05	96,05	99,96	96,88
Pola 14	99,41	95,83	98,55	94,94
Pola 15	100,48	96,17	96,83	94,55
Pola 16	100,09	96,56	98,15	94,57
Pola 17	100,54	96,73	98,21	95,16
Pola 18	101,11	95,24	98,22	95,36
Pola 19	100,02	95,29	97,59	94,54
Pola 20	100,4	96,05	96,77	93,59
Pola 21	99,04	96,66	98,15	93,18
Pola 22	98,85	97,6	98,46	93,39

Pola	Tahun 2014	Tahun 2015	Tahun 2016	Target
Pola 23	97,97	99,81	98,16	93,79
Pola 24	96,5	101,56	98,33	93,11

Tabel 5. Data *Testing* sesudah dinormalisasi(2014-2016) / Target Tahun2017

Pola	Tahun 2014	Tahun 2015	Tahun 2016	Target
Pola 13	0,757	0,3783	0,7485	0,4569
Pola 14	0,6964	0,3575	0,615	0,2733
Pola 15	0,7978	0,3897	0,4522	0,2363
Pola 16	0,7608	0,4266	0,5772	0,2382
Pola 17	0,8034	0,4427	0,5828	0,2941
Pola 18	0,8574	0,3017	0,5838	0,313
Pola 19	0,7542	0,3064	0,5241	0,2354
Pola 20	0,7902	0,3783	0,4465	0,1454
Pola 21	0,6614	0,4361	0,5772	0,1066
Pola 22	0,6434	0,5251	0,6065	0,1265
Pola 23	0,5601	0,7343	0,5781	0,1644
Pola 24	0,4209	0,9000	0,5942	0,1

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis

Sebelum melakukan proses pelatihan data, terlebih dahulu ditentukan nilai parameter agar memperoleh hasil yang optimal. Parameter yang digunakan secara umum pada *Software* Matlab untuk training dan testing adalah sebagai berikut :

```
>> net=newff(minmax(P),[28,1],{'tansig','logsig'},'traingd');
>> net.IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.LR = 0.01;
>> net.trainParam.goal = 0.001;
>> net.trainParam.show = 1000;
>> net=train(net,P,T)
```

3.2. Hasil

Penelitian ini menggunakan 5 arsitektur. Antara lain 3-7-1, 3-15-1, 3-20-1, 3-28-1, 3-40-1. Dari ke lima (5) arsitektur tersebut, 3-28-1 adalah arsitektur terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 83%.

Gambar 3. Hasil *Epoch Training* Dengan Arsitektur 3-28-1

Dari gambar 1 diatas diperoleh *Mean Square Error (MSE)* sebesar 0,00099994 dicapai pada *epoch / iterasi* ke 7060.

Tabel 6. Arsitektur Terbaik

No	Training				Testing			
	Target	Output	Error	SSE	...	Error	SSE	Hasil
1	0,697468	0,6579	0,039568	0,001566		-0,00178	0,0000003	1
2	0,518987	0,505	0,013987	0,000196		-0,06885	0,00474	1
3	0,301266	0,3929	-0,09163	0,008397		-0,16447	0,02705	1
4	0,468354	0,4555	0,012854	0,000165		-0,11018	0,012139	1
5	0,475949	0,4871	-0,01115	0,000124		-0,09112	0,008302	1
6	0,477215	0,4446	0,032615	0,001064		0,043418	0,001885	1
7	0,397468	0,3876	0,009868	0,000097		-0,06462	0,004175	1
8	0,293671	0,299	-0,00533	0,000028		-0,23996	0,057579	0
9	0,468354	0,4518	0,016554	0,000274		-0,18787	0,035296	1
10	0,507595	0,5169	-0,00931	0,000008		-0,29019	0,084211	0
11	0,46962	0,467	0,00262	0,000006		0,098379	0,009678	1
12	0,491139	0,4924	-0,00126	0,000001		0,0796	0,006336	1
			Jlh SSE	0,012006		Jlh SSE	0,251395	83%
			MSE	0,001001		MSE	0,02095	

Tabel 7. Hasil Akurasi Backpropagation

No	Arsitektur	Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	3-7-1	76575	15:58	0,00100000	0,06566	58%
2	3-15-1	60070	11:52	0,00099970	0,048304	58%
3	3-20-1	22736	04:18	0,00100006	0,046474	67%
4	3-28-1	7060	01:19	0,00100053	0,02095	83%
5	3-40-1	14146	02:41	0,00100035	0,074569	75%

4. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

- Arsitektur 3-28-1 adalah model arsitektur terbaik dengan akurasi dalam melakukan prediksi adalah 83% (persen).
- Dalam melakukan pelatihan data, ke 5 (lima) arsitektur memiliki kecepatan dan akurasi yang bervariasi.

- c. Model arsitektur jaringan dan parameter yang digunakan sangat mempengaruhi tingkat akurasi.
- d. Diharapkan hasil estimasi nilai tukar petani dapat lebih diperhatikan mengingat jika terjadinya penurunan nilai tukar petani ini akan menyebabkan kurang sejahteranya para petani subsector tanaman pangan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. W. Khusniyah and Sutikno, "Prediksi Nilai Tukar Petani Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 11–18, 2016.
- [2] J. C. Chen and N. H. R. Narala, "Forecasting Currency Exchange Rates via Feedforward Backpropagation Neural Network," *Mechanical Engineering*, vol. 5, no. 3, pp. 77–86, 2017.
- [3] A. R. Nirmala, N. Hanani, and A. W. Muhaimin, "Analisis Faktor Faktor yang Mempengaruhi Nilai Tukar Petani Tanaman Pangan di Kabupaten," *Jurnal HABITAT*, vol. 27, no. 2, pp. 66–71, 2016.
- [4] S. Isha, "Implementasi Metode Trend Projection pada Prediksi Nilai Tukar Petani Subsektor Tanaman Pangan di Provinsi Jawa Timur," 2014.
- [5] S. Suhaimi, B. S. Pardamean, M. Inaya, J. H. Saragih, and B. Firdian, *Statistik Nilai Tukar Petani Provinsi Sumatera Utara*. Badan Pusat Statistik Provinsi Sumatera Utara, 2017.
- [6] M. Saxena, "Application of Back Propagation Neural Network for Prediction of Some Shell Moulding Parameters," *International Journal of Mechanical And Production Engineering*, vol. 3, no. 12, pp. 1–5, 2015.
- [7] M. Yanto, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Perceptron Pada Pola Penentuan Nilai Status Kelulusan," *Jurnal TEKNOIF*, vol. 5, no. 2, pp. 79–87, 2017.
- [8] S. P. Siregar and A. Wanto, "Analysis of Artificial Neural Network Accuracy Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting)," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.
- [9] J. R. Saragih, M. Billy, S. Saragih, and A. Wanto, "Analisis Algoritma Backpropagation Dalam Prediksi Nilai Ekspor (Juta USD)," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 15, no. 2, pp. 254–264, 2018.
- [10] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [11] S. Setti and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World," *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, vol. 3, no. 2, pp. 110–115, 2018.
- [12] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, "Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [13] A. A. Fardhani, D. Insani, N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2018.
- [14] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [15] K. Ostad-ali-askari, M. Shayannejad, and H. Ghorbanizadeh-Kharazi, "Artificial Neural Network for Modeling Nitrate Pollution of Groundwater in Marginal Area of Zayandeh-rood River , Isfahan , Iran," *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 21, no. 1, pp. 134–135, 2017.
- [16] M. Durairaj and V. Revathi, "Prediction Of Heart Disease Using Back Propagation MLP Algorithm," *International Journal Of Scientific & Technology Research*, vol. 4, no. 8, pp. 235–239, 2015.
- [17] J. Cao, H. Cui, H. Shi, and L. Jiao, "Big Data : A Parallel Particle Swarm Optimization-Back-Propagation Neural Network Algorithm Based on MapReduce," *PLoS ONE*, pp. 1–17, 2016.
- [18] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika Sinkron*, vol. 2, no. 2, pp. 37–44, 2017.

- [19] A. Wanto, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. Parlina, "Use of Binary Sigmoid Function And Linear Identity In Artificial Neural Networks For Forecasting Population Density," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 43–54, 2017.
- [20] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, and D. Hartama, "Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves in the Predicting Process," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 930, no. 1, pp. 1–7, 2017.
- [21] Solikhun, M. Safii, and A. Trisno, "Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Tingkat Pemahaman Siswa Terhadap MataPelajaran Dengan Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 1, no. 1, pp. 24–36, 2017.
- [22] T. Herlambang, "Estimasi Posisi Magnetic Levitation Ball Menggunakan Metode Akar Kuadrat Ensemble Kalman Filter (AK-EnKF)," *REM JURNAL (Rekayasa Energi Manufaktur)*, vol. 2, no. 1, pp. 45–49, 2017.
- [23] A. Wanto *et al.*, "Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia," in *Conference Paper*, 2018, pp. 1–7.
- [24] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa'ada, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 4, no. 2, pp. 163–169, 2018.
- [25] S. P. Siregar, A. Wanto, and Z. M. Nasution, "Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara," in *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2018, pp. 526–536.
- [26] A. Wanto, "Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, Jan. 2018.
- [27] B. K. Sihotang and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [28] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [29] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia," *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018.
- [30] A. Wanto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau," *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 61–74, 2018.
- [31] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
- [32] A. Wanto, "Prediksi Angka Partisipasi Sekolah dengan Fungsi Pelatihan Gradient Descent With Momentum & Adaptive LR," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (ALGORITMA)*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2019.
- [33] N. Nasution, A. Zamsuri, L. Lisnawita, and A. Wanto, "Polak-Ribiere updates analysis with binary and linear function in determining coffee exports in Indonesia," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 420, no. 12089, pp. 1–9, 2018.
- [34] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science and Information Technology)*, vol. 1, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [35] B. Febriadi, Z. Zamzami, Y. Yunefri, and A. Wanto, "Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 420, no. 12089, pp. 1–9, 2018.
- [36] A. Wanto *et al.*, "Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction," 2018, pp. 1–9.