

Penerapan Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Impor Garam Menurut Negara Asal Menggunakan Metode Back-propagation

Application of Artificial Neural Networks in Predicting Salt Imports by Country of Origin Using the Back-propagation Method

Sari Marito Tondang¹, Heru Satria Tambunan², Susiani³
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Article Info

Genesis Artikel:

Diterima, 16 September 2022
Direvisi, 13 Oktober 2022
Disetujui, 16 Oktober 2022

Kata Kunci:

Prediksi
Ipor
Garam
Back-propagation
Negara Asal

ABSTRAK

Garam merupakan bahan kebutuhan dasar konsumsi yang dibutuhkan oleh masyarakat dan berbagai industri. Indonesia merupakan negara yang memiliki banyak pantai yang berpotensi besar sebagai sumber produksi garam. Namun Indonesia masih bergantung pada impor sehingga impor garam industri terus meningkat, secara langsung maupun tidak langsung dapat berpengaruh pada risiko pola perekonomian negara. Terjadinya peningkatan impor garam walau ada juga penurunan namun hanya sedikit dan tidak berlangsung lama dari beberapa negara dari tahun 2010-2020 tercatat di Badan Pusat Statistik (BPS). Pada penelitian ini, penulis akan memprediksi impor garam untuk 3 tahun kedepan dengan menggunakan algoritma *Back-propagation*. *Back-propagation* merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang cukup handal dalam memecahkan masalah dimana jaringan berusaha mencapai kestabilan kembali untuk mencapai output yang diharapkan dan adanya proses belajar dengan penyesuaian bobot-bobot koneksi. Penelitian ini menggunakan 4 model arsitektur : 5-80-1, 5-90-1, 5-100-1, 5-110-1, dari keempat model tersebut maka diperoleh model arsitektur terbaik yaitu 5-90-1 dengan nilai akurasi 75%, epoch 4265 iterasi, dan MSE Testing 0,01569.

ABSTRACT

Salt is a basic consumption material needed by the community and various industries. Indonesia is a country that has many beaches that have great potential as a source of salt production. But Indonesia is still dependent on imports so that industrial imports continue to increase, can directly or indirectly affect the risk of the country's economic pattern. An increase in salt imports although there was also a decrease but only slightly and did not last long from several countries from 2010-2020 recorded in the Central Statistics Agency (BPS). In this study, the author will predict the import of salt for the next 3 years using the Back-propagation algorithm. Back-propagation is one of the artificial neural network methods that is quite reliable in solving problems where the network tries to achieve stability again to achieve the expected output and there is a learning process by adjusting connection weights. This study uses 6 architectural models : 5-80-1, 5-90-1, 5-100-1, 5-110-1, from the four models the best architectural model is obtained namely 5-90-1 with an accuracy value of 75%, epoch 4265 iterations, and MSE Testing 0,01569.

This is an open access article under the [CC BY-SA license](#).



Penulis Korespondensi:

Sari Marito Tondang,
Program Studi Sistem Informasi,
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia,
Email: sarimaritotondang@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Garam merupakan bahan kebutuhan dasar konsumsi yang dibutuhkan oleh masyarakat dan berbagai industri. Seperti yang kita ketahui permasalahan impor garam industri yang meningkat, secara langsung maupun tidak langsung dapat berpengaruh pada risiko pola perekonomian negara. Sehingga suatu tindakan diperlukan untuk pengendalian penekanan laju impor, agar Indonesia tidak tergantung terus menerus terhadap impor [1]. Seperti yang kita ketahui negara Indonesia memiliki banyak

pantai salah satunya pantai selatan pulau jawa (Samudera Hindia), pantai selatan tersebut memiliki potensi besar sebagai sumber untuk produksi garam [2]. Ketidakberdayaan pemerintah dalam mengatur kegiatan impor ini akan membuat semakin tidak terkendalinya kegiatan impor garam di Indonesia, semakin banyak garam impor semakin jauh pula cita-cita Indonesia untuk bisa swasembada di bidang garam yang berimbang juga pada semakin sengsara para petani garam [3] dan jika impor garam terlalu banyak, maka akan terjadi pasokan yang berlebih (*over supply*) [4].

Pada Jaringan Saraf Tiruan, terdapat beberapa metode yaitu Learning Vector Quantization (LVQ), *Back-propagation*, Perceptron, *Multi layer perceptron*, Kohonen. Salah satu metode yang baik digunakan adalah *Back-propagation*. *Back-propagation* merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang cukup handal dalam memecahkan masalah. Apalagi metode *Back-propagation* berhasil diterapkan dalam beragam aplikasi, seperti pengenalan pola, pemilihan lokasi dan evaluasi kinerja [5]. seperti pada penelitian sebelumnya, dilakukan penelitian untuk meramalkan harga saham (IHSG) dengan hasil akurasi 99,98% dan MSE sebesar 0,9915, artinya peramalan atau prediksi dengan keakuratan yang tinggi dapat dicapai menggunakan metode *Back-propagation*. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dihasilkan memiliki hasil peramalan yang sangat baik [6]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik negara Indonesia, dalam kurun waktu sebelas tahun terakhir yakni tahun 2010-2020, data impor garam menurut negara asal ke negara Indonesia selalu terjadi peningkatan dan penurunan, walaupun ada juga penurunan namun hanya sedikit dan tidak berlangsung lama, apabila hal ini terus terjadi dan tidak ada kebijakan yang tepat dari pemerintah, bukan hal yang mustahil jika negara Indonesia harus mengimpor garam baik garam konsumsi maupun garam industri dari negara lain bahkan dimana Indonesia seharusnya telah mencapai swasembada garam, dapat menghentikan impor garam ke Indonesia [7].

Beberapa penelitian telah dilakukan, seperti prediksi volume impor beras nasional menggunakan jaringan saraf tiruan metode *ELM* (*Extreme Learning Machine*). dihasilkan nilai MSE terkecil sebesar 0,0079, menggunakan jumlah *hidden* layer berjumlah 7 dan jumlah data training 80% (37 data) data training (20%) (9 data) [8]. Penelitian berikutnya menerapkan algoritma *artificial neural network Feedropagation* untuk memprediksi harga garam konsumsi di PT. Garam Mas, Rembang yang ada di Jawa Tengah. *Dataset* penelitian berupa data harga penjualan produk garam kualitas II dari bulan Januari 2010 sampai dengan Oktober 2016 dengan model yang dihasilkan memiliki nilai MAPE sebesar 4.394% [9]. penelitian selanjutnya penerapan logika fuzzy Mamdani dalam menyelesaikan masalah produksi garam nasional. *Dataset* penelitian berupa produk garam nasional selama 2010-2019 dengan akurasi 53% [10], dan masih banyak lagi penelitian-penelitian sejenis lainnya [11]-[18]. Berdasarkan uraian yang telah dijabarkan maka dilakukan penelitian mengenai prediksi impor garam dengan menggunakan jaringan saraf tiruan metode *Back-propagation*.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data impor garam menurut negara asal dari tahun 2010-2020. Dan sumber data berasal dari BPS (Badan Pusat Statistik) Sumatera Utara seperti yang dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 1. Data Impor Garam Menurut Negara Asal (Kg) Tahun 2010-2014

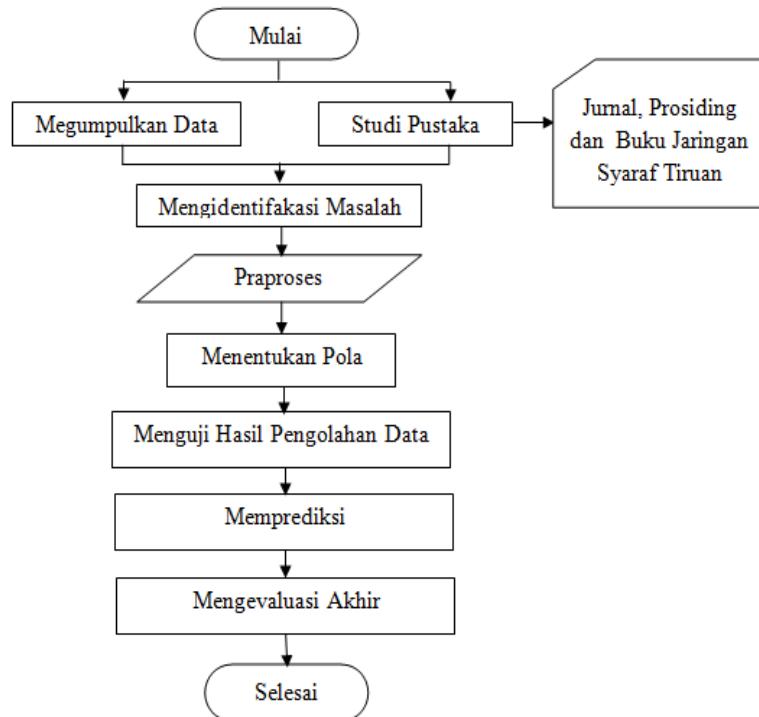
| Negara Asal | Tahun | | | | |
|---------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | 2014 |
| Australia | 1 602 880,0 | 1 788 140,0 | 1 648 541,0 | 1 588 514,0 | 2 004 025,0 |
| India | 454 629,8 | 1 021 513,8 | 565 731,0 | 330 750,0 | 235 736,2 |
| Tiongkok | 20 157,1 | 180,0 | 5 980,9 | 496,0 | 24 471,8 |
| Selandia Baru | 1 056,0 | 1 128,0 | 1 574,0 | 1 728,0 | 2 188,0 |
| Singapura | 53,2 | 24 000,0 | 23,5 | 16,0 | 18,1 |
| Jerman | 332,3 | 565,7 | 429,4 | 292,0 | 340,6 |
| Denmark | 0,0 | 0,2 | 44,0 | 352,0 | 379,5 |
| Lainnya | 4 234,2 | 343,1 | 682,0 | 781,7 | 1 001,5 |
| Jumlah | 2 083 342,6 | 2 835 870,8 | 2 223 005,8 | 1 922 929,7 | 2 268 160,7 |

Tabel 2. Data Impor Garam Menurut Negara Asal Tahun (Kg) 2015-2020

| Negara Asal | Tahun | | | | | |
|-----------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 | 2020 |
| Australia | 1 489 582,0 | 1 753 934,2 | 2 296 681,3 | 2 603 186,0 | 1 869 684,2 | 2 227 521,7 |
| India | 333 731,2 | 380 505,4 | 251 590,1 | 227 925,6 | 719 550,4 | 373 933,0 |
| Tiongkok ¹ | 37 404,1 | 4 630,1 | 269,2 | 899,7 | 568,0 | 1 321,4 |
| Selandia Baru | 2 248,0 | 2 926,1 | 2 669,5 | 3 806,8 | 4 052,4 | 4 076,3 |
| Singapura | 30,4 | 91,2 | 121,5 | 239,0 | 229,4 | 123,3 |
| Jerman | 237,0 | 369,9 | 300,1 | 236,0 | 243,0 | 231,2 |
| Denmark | 343,0 | 367,5 | 486,8 | 816,7 | 496,2 | 376,5 |
| Lainnya | 473,6 | 918,6 | 704,7 | 1 967,6 | 573,7 | 459,6 |
| Jumlah | 1 864 049,3 | 2 143 743,0 | 2 552 823,2 | 2 839 077,4 | 2 595 397,3 | 2 608 043,0 |

2.2. Diagram Kerja Penelitian

Adapun alur diagram Kerja Penelitian yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar dibawah ini :



Gambar 1. Diagram Kerja Penelitian

Berdasarkan Diagram alur kerja pada gambar 1 diatas maka masing-masing langkah dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Mengumpulkan Data

Pada tahap ini, data-data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dengan menggunakan data impor garam tahun 2010 sampai dengan tahun 2020.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka merupakan langkah awal dalam penelitian ini, studi pustaka ini dilakukan untuk melengkapi pengetahuan dasar dan teori-teori yang digunakan dalam penelitian ini.

3. Mengidentifikasi Masalah

Identifikasi masalah, dilakukan setelah semua data-data terpenuhi kemudian didapatkan *dataset* yang sesuai untuk dilakukan proses pada tahap konversi data yang didapat sesuai dengan bobot yang ditentukan.

4. Pra Proses

Tahapan yang dikerjakan adalah dengan melakukan perubahan terhadap beberapa tipe data pada atribut *dataset* dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi *record*, juga melakukan seleksi dengan memperhatikan konsistensi data, *missing value* dan *redundant* pada data.

5. Menentukan Model

Hasil dari tahap ini adalah menentukan beberapa model jaringan syaraf tiruan dengan metode *Back-propagation* untuk menentukan pola.

6. Menguji Hasil Pengolahan Data

Setelah proses penentuan model selesai, maka dilakukan tahapan uji coba terhadap hasil pengolahan data dengan menggunakan *Software Matlab R2011b*.

7. Memprediksi

Dilakukan untuk membandingkan jumlah dengan model arsitektur Jaringan Saraf Tiruan dengan metode *Back-propagation* yang paling akurat.

8. Mengevaluasi Akhir

Mengevaluasi akhir dilakukan untuk mengetahui apakah *testing* hasil pengolahan data sesuai dengan yang diharapkan.

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Normalisasi

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi bagi data yang belum ternormalisasi. Proses normalisasi digunakan berdasarkan rumus normalisasi. Data awal yang telah dikumpulkan akan dinormalisasi dengan menggunakan rumus

normalisasi yang akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1, hal ini dilakukan sesuai dengan ketentuan normalisasi. Adapun data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing, data training menggunakan data tahun 2010-2014 dimana targetnya adalah tahun 2015. Sedangkan data testing menggunakan data tahun 2015-2019 sebagai target tahun 2020. Normalisasi data di tunjukkan dengan persamaan (1) berikut [19]–[26].

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

Keterangan :

- x' : data yang telah di normalisasi
- x : data yang di normalisasi
- a : data yang nilainya paling kecil
- b : data maksimal yang nilainya paling besar

Tabel 3. Normalisasi Data Training

| Negara Asal | Tahun | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------------|
| | 2010 (X1) | 2011 (X2) | 2012 (X3) | 2013 (X4) | 2014 (X5) | 2015 (Target) |
| Australia | 0,73986 | 0,81382 | 0,75809 | 0,73413 | 0,90000 | 0,69464 |
| India | 0,28149 | 0,50778 | 0,32584 | 0,23203 | 0,19411 | 0,23322 |
| Tiongkok | 0,10805 | 0,10007 | 0,10239 | 0,10020 | 0,10977 | 0,11493 |
| Selandia baru | 0,10042 | 0,10045 | 0,10063 | 0,10069 | 0,10087 | 0,10090 |
| Singapura | 0,10002 | 0,10958 | 0,10001 | 0,10001 | 0,10001 | 0,10001 |
| Jerman | 0,10013 | 0,10023 | 0,10017 | 0,10012 | 0,10014 | 0,10009 |
| Denmark | 0,10000 | 0,10000 | 0,10002 | 0,10014 | 0,10015 | 0,10014 |
| Lainnya | 0,10169 | 0,10014 | 0,10027 | 0,10031 | 0,10040 | 0,10019 |

Tabel 4. Normalisasi Data Testing

| Negara Asal | Tahun | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|---------------|
| | 2015 (X6) | 2016 (X7) | 2017 (X8) | 2018 (X9) | 2019(X10) | 2020 (Target) |
| Australia | 0,55777 | 0,63091 | 0,80581 | 0,90000 | 0,67458 | 0,78455 |
| India | 0,20255 | 0,21693 | 0,17731 | 0,17004 | 0,32112 | 0,21491 |
| Tiongkok | 0,11149 | 0,10141 | 0,10007 | 0,10027 | 0,10017 | 0,10040 |
| Selandia baru | 0,10068 | 0,10089 | 0,10081 | 0,10116 | 0,10124 | 0,10124 |
| Singapura | 0,10000 | 0,10002 | 0,10003 | 0,10006 | 0,10006 | 0,10003 |
| Jerman | 0,10006 | 0,10010 | 0,10008 | 0,10006 | 0,10007 | 0,10006 |
| Denmark | 0,10010 | 0,10010 | 0,10014 | 0,10024 | 0,10014 | 0,10011 |
| Lainnya | 0,10014 | 0,10027 | 0,10021 | 0,10060 | 0,10017 | 0,10013 |

3.2. Hasil

Setelah dilakukan uji coba di software *Matlab R2011b* pada penelitian ini terdapat empat model arsitektur yang digunakan, yaitu : 5-80-1 (dimana 5 merupakan input, 80 merupakan hidden layer dan 1 merupakan output) 5-90-1 (5 merupakan input, 90 merupakan hidden layer dan 1 merupakan output) 5-100-1 (5 merupakan input, 100 merupakan hidden layer dan 1 merupakan output) dan 5-110-1 (5 merupakan input, 110 merupakan hidden layer dan 1 merupakan output). dari hasil uji coba 4 arsitektur tersebut maka diperoleh arsitektur terbaik yaitu 5-90-1 dengan tingkat akurasi 75%.

Tabel 5. Data Training Arsitektur 5-90-1

| Pola | Target | Output | Error | SSE |
|------|---------|----------|----------|---------|
| 1 | 0,69464 | 0,698803 | -0,00417 | 0,00002 |
| 2 | 0,23322 | 0,213393 | 0,01983 | 0,00039 |
| 3 | 0,11493 | 0,104496 | 0,01044 | 0,00011 |
| 4 | 0,10090 | 0,107286 | -0,00639 | 0,00004 |
| 5 | 0,10001 | 0,108473 | -0,00846 | 0,00007 |
| 6 | 0,10009 | 0,107605 | -0,00751 | 0,00006 |
| 7 | 0,10014 | 0,107602 | -0,00746 | 0,00006 |
| 8 | 0,10019 | 0,107658 | -0,00747 | 0,00006 |
| | | | | SSE |
| | | | | 0,00080 |
| | | | | MSE |
| | | | | 0,00010 |

Tabel 6. Data Testing Arsitektur 5-90-1

| Pola | Target | Output | Error | SSE | Hasil |
|------|---------|----------|----------|---------|-------|
| 1 | 0,78455 | 0,465393 | 0,31916 | 0,10186 | 0 |
| 2 | 0,21491 | 0,062108 | 0,15280 | 0,02335 | 0 |
| 3 | 0,10040 | 0,108875 | -0,00848 | 0,00007 | 1 |
| 4 | 0,10124 | 0,107181 | -0,00594 | 0,00004 | 1 |
| 5 | 0,10003 | 0,107633 | -0,00760 | 0,00006 | 1 |
| 6 | 0,10006 | 0,107633 | -0,00757 | 0,00006 | 1 |
| 7 | 0,10011 | 0,107596 | -0,00749 | 0,00006 | 1 |

| Pola | Target | Output | Error | SSE | Hasil |
|------|---------|----------|------------|---------|-------|
| 8 | 0,10013 | 0,107592 | -0,00746 | 0,00006 | 1 |
| | | | Jumlah SSE | 0,12554 | |
| | | | MSE | 0,01569 | 75% |

Keterangan :

0 = False

1 = True

Tabel 7. Hasil Akurasi Algoritma *Back-propagation*

| No | Arsitektur | Training | | Testing | |
|----|------------|----------|---------|---------|---------|
| | | Epoch | MSE | MSE | Akurasi |
| 1 | 5-80-1 | 3514 | 0,00010 | 0,00291 | 62,5% |
| 2 | 5-90-1 | 4265 | 0,00010 | 0,01569 | 75% |
| 3 | 5-100-1 | 3292 | 0,00010 | 0,00348 | 62,5% |
| 4 | 5-110-1 | 1981 | 0,00010 | 0,02325 | 62,5% |

Dengan menggunakan nilai *output* pengujian arsitektur 5-90-1 sebagai target perhitungan prediksi, maka diperoleh hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Prediksi untuk 3 Tahun (2021-2023)

| Negara Asal | 2021 | 2022 | 2023 |
|---------------|------------|------------|-----------|
| Australia | 1262481,72 | 2718186,54 | 662364,72 |
| India | 62317,10 | 219453,87 | 60750,43 |
| Tiongkok | 24919,72 | 16321,73 | 20144,90 |
| Selandia Baru | 23264,69 | 16510,23 | 20067,76 |
| Singapura | 24971,85 | 16334,84 | 20319,06 |
| Jerman | 24981,14 | 16347,55 | 20289,04 |
| Denmark | 24807,70 | 16406,06 | 20326,65 |
| Lainnya | 24589,40 | 16569,21 | 20399,00 |

4. KESIMPULAN

Back-propagation merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang cukup handal dalam memecahkan masalah dimana jaringan berusaha mencapai kestabilan kembali untuk mencapai output yang diharapkan dan adanya proses belajar dengan penyesuaian bobot-bobot koneksi. Berdasarkan Pembahasan diatas, setelah dilakukan uji coba, maka hasil yang di dapat dari Penerapan metode *Back-propagation* menggunakan *Software Matlab R2011b* menghasilkan model arsitektur terbaik yaitu 5-90-1 dengan *learning rate* 0,1 memperoleh jumlah *MSE training* 0.00010, nilai *epoch* 4265, *MSE testing* 0.01569 dan menghasilkan akurasi sebesar 75%.

REFERENSI

- [1] O. T. R. Putri and T. Sugiarti, "Perkembangan dan Faktor yang Mempengaruhi Permintaan Volume Impor Garam di Indonesia," *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)*, vol. 5, no. 3, pp. 748–761, 2021.
- [2] R. Wulansarie, I. N. Pradnya, M. Kusumaningrum, I. Pratiwi, Y. A. Prabowo, and F. Amrulloh, "Jurnal dedikasi," vol. 2, no. 1, pp. 64–72, 2021.
- [3] A. Hakim and A. Triyanti, "Model Empiris Impor Garam Indonesia Empirical Model of Indonesian Salt Imports," vol. 11, no. 2, pp. 125–135, 2020.
- [4] T. Kurniawan and A. Azizi, "Dampak Kebijakan Impor Dan Kelembagaan Terhadap Kinerja Industri Garam Nasional," *Jurnal Kebijakan Sosial Ekonomi Kelautan dan Perikanan*, vol. 3, no. 1, pp. 1–13, 2013.
- [5] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Techno.Com*, vol. 17, no. 3, 2018.
- [6] A. Triyono, A. J. Santoso, and Pranowo, "Penerapan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Meramalkan Harga Saham (IHSG)," *Jurnal Sistem Dan Informatika*, vol. 11, no. 1, pp. 165–172, 2016.
- [7] A. S. Jamil, N. Tinaprilla, and Suharno, "IMPOR GARAM INDONESIA Determinant Factors of the Demand and Effectiveness of Indonesia's Salt Import Policy PENDAHULUAN Garam komoditi sebagai salah satu ini lahan produksi di Madura tersebut menguasai lahan garam sekitar 5 . 130 2014 mencapai 330 . 000," vol. 11, no. 1, pp. 43–68, 2017.
- [8] E. A. Saputri, "Prediksi Volume Impor Beras Nasional Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode ELM (Extreme Learning Machine)," vol. Im.
- [9] M. Y. Habibi and dan E. Riksakomara, "Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial Neural Network Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus :," vol. 6, no. 2, 2017.
- [10] Y. R. Sari and M. Rani, "Penerapan Logika Fuzzy Metode Mamdani Dalam Menyelesaikan Masalah Produksi Garam Nasional 1,2," vol. 8, no. 1, 2021.
- [11] Nurhayati, M. B. Sibuea, D. Kusbiantoro, M. Silaban, and A. Wanto, "Implementasi Algoritma Resilient untuk Prediksi Potensi

- Produksi Bawang Merah di Indonesia,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, pp. 1051–1060, 2022.
- [12] I. M. Muhamad, S. A. Wardana, A. Wanto, and A. P. Windarto, “Algoritma Machine Learning untuk penentuan Model Prediksi Produksi Telur Ayam Petelur di Sumatera,” *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, no. 4, pp. 126–134, 2022.
- [13] M. Mahendra, R. C. Telaumbanua, A. Wanto, and A. P. Windarto, “Akurasi Prediksi Ekspor Tanaman Obat , Aromatik dan Rempah-Rempah Menggunakan Machine Learning,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 6, pp. 207–215, 2022.
- [14] R. Puspadi, A. Wanto, and N. Arminarahmah, “Penerapan ML dengan Teknik Bayesian Regulation untuk Peramalan,” *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 3, pp. 147–155, 2022.
- [15] N. L. W. S. R. Ginantra, A. D. GS, S. Andini, and A. Wanto, “Pemanfaatan Algoritma Fletcher-Reeves untuk Penentuan Model Prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 679–685, 2022.
- [16] N. Arminarahmah, S. D. Rizki, O. A. Putra, U. Islam, K. Muhammad, and A. Al, “Performance Analysis and Model Determination for Forecasting Aluminum Imports Using the Powell-Beale Algorithm,” *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 5, no. 5, pp. 624–632, 2022.
- [17] A. Wanto, S. Defit, and A. P. Windarto, “Algoritma Fungsi Perlatihan pada Machine Learning berbasis ANN untuk Peramalan Fenomena Bencana,” *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 254–264, 2021.
- [18] R. Sinaga, M. M. Sitomorang, D. Setiawan, A. Wanto, and A. P. Windarto, “Akurasi Algoritma Fletcher-Reeves untuk Prediksi Ekspor Karet Remah Berdasarkan Negara Tujuan Utama,” *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 91–99, 2022.
- [19] G. W. Bhawika *et al.*, “Implementation of ANN for Predicting the Percentage of Illiteracy in Indonesia by Age Group,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [20] A. Wanto *et al.*, “Analysis of the Backpropagation Algorithm in Viewing Import Value Development Levels Based on Main Country of Origin,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [21] E. Siregar, H. Mawengkang, E. B. Nababan, and A. Wanto, “Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [22] M. K. Z. Sormin, P. Sihombing, A. Amalia, A. Wanto, D. Hartama, and D. M. Chan, “Predictions of World Population Life Expectancy Using Cyclical Order Weight / Bias,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [23] A. Wanto *et al.*, “Analysis of the Accuracy Batch Training Method in Viewing Indonesian Fisheries Cultivation Company Development,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [24] 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.
- [25] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in Indonesia According to Higher Education Completed,” *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 3, no. 1, pp. 163–174, 2019.
- [26] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, “Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.