

Implementasi Algoritma Resilient untuk Prediksi Potensi Produksi Bawang Merah di Indonesia

Nurhayati^{1,*}, Mhd. Buhari Sibuea², Dedi Kusbiantoro¹, Martina Silaban¹, Anjar Wanto³

¹Universitas Islam Sumatera Utara, Medan, Indonesia

²Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Medan, Indonesia

³STIKOM Tunas Bangsa, Pematang Siantar, Indonesia

Email: ^{1,*}nurhayati@uisu.ac.id, ²mhd.buhari@umsu.ac.id, ¹dedi.kusbiantoro@fp.uisu.ac.id, ¹martinasilaban4321@gmail.com, ³anjarwanto@ieee.org

Penulis Korespondensi: nurhayati@uisu.ac.id

Submitted:15/09/2022; Accepted:30/09/2022; Published: 30/09/2022

Abstrak—Bawang merah merupakan tanaman hortikultura musiman yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan sebagai salah satu komoditas hortikultura yang diprioritaskan oleh Dirjen Hortikultura maupun Kementerian Pertanian dalam pengembangan dan penanganannya. Oleh sebab itu perlu dilakukan prediksi terhadap potensi produksi bawang merah di Indonesia, agar pemerintah memiliki tolak ukur dan informasi dalam menentukan kebijakan ekonomi yang tepat, agar produksi bawang merah dapat terus ditingkatkan atau paling tidak stabil pada tiap tahun nya. Pada penelitian ini, algoritma prediksi yang digunakan adalah algoritma Resilient. Data penelitian yang digunakan adalah data produksi bawang merah yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia. Penelitian ini akan dianalisis menggunakan empat model arsitektur jaringan, yakni: 6-5-1, 6-10-1, 6-17-1 dan 6-29-1. Berdasarkan analisis dari empat model yang digunakan diperoleh hasil bahwa model 6-17-1 merupakan model terbaik, karena memiliki nilai Mean Square Error (MSE) pengujian yang lebih rendah dibandingkan tiga model yang lain, yaitu sebesar 0,0337792 dan tingkat akurasi yang cukup baik sebesar 79% dengan tingkat error yang digunakan 0,04. Model arsitektur inilah yang akan digunakan untuk melakukan prediksi potensi produksi bawang merah di Indonesia. Berdasarkan hasil prediksi secara keseluruhan dari masing-masing provinsi, potensi produksi bawang merah Indonesia pada Akhir tahun 2022 cenderung menurun dibandingkan tahun 2021. Kesimpulan yang dapat diperoleh bahwa penerapan algoritma Resilient pada masalah data produksi bawang merah di Indonesia cukup baik, akan tetapi akurasi nya tidak terlalu tinggi sehingga perlu kajian yang lebih dalam lagi.

Kata Kunci: Resilient; Prediksi; Bawang Merah; Produksi; Backpropagation

Abstract—Shallots are seasonal horticultural crops with high economic value. They are one of the horticultural commodities prioritized by the Director General of Horticulture and the Ministry of Agriculture in their development and handling. Therefore, it is necessary to predict the potential of shallot production in Indonesia so that the government has benchmarks and information in determining the right economic policy so that shallot production can continue to be increased or at least be unstable every year. In this study, the prediction algorithm used is the Resilient algorithm. The research data used are shallot production data obtained from the Indonesian Central Statistics Agency. This research will be analyzed using four network architecture models: 6-5-1, 6-10-1, 6-17-1 and 6-29-1. Based on the analysis of the four models used, the results show that the 6-17-1 model is the best because it has a lower Mean Square Error (MSE) value than the other three models, which is 0.0337792, and the accuracy level is quite good. Of 79% with an error rate of 0.04 used. This architectural model will be used to predict the potential for shallot production in Indonesia. Based on the overall prediction results from each province, the potential for Indonesian shallot production at the end of 2022 tends to decrease compared to 2021. The conclusion can be drawn that the application of the Resilient algorithm to the problem of red onion production data in Indonesia is quite good, but the accuracy is not too high, so a more profound study is needed.

Keywords: Resilient; Prediction; Shallots; Production; Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Bawang merah merupakan salah satu komoditas hortikultura yang diprioritaskan [1]–[3], khususnya oleh Dirjen Hortikultura maupun kementerian pertanian dalam pengembangan dan penanganannya selain cabai dan jeruk [4]–[6]. Bawang merah yang telah dikenal luas sebagai bumbu masak wajib dan utama bagi kuliner tradisional Indonesia ternyata memiliki juga banyak manfaat lain untuk kesehatan karena kandungan nutrisi dan vitaminnya [7]. Manfaat kesehatan yang dapat diperoleh dengan mengkonsumsi bawang merah diantaranya: meningkatkan imunitas, meningkatkan kesehatan jantung, mencegah kanker, menurunkan kadar gula darah, menjaga kesehatan pencernaan, menguatkan tulang, meningkatkan kesehatan otak, meredakan stres dan mengatasi radang tenggorokan [8]–[10]. Karena manfaatnya terutama untuk meningkatkan imunitas, membuat kebutuhan akan bawang merah meningkat secara drastis. Beberapa alasan penting lainnya yang menjadikan bawang merah sebagai komoditas prioritas karena kebutuhan akan bawang merah yang terus meningkat dari masa ke masa [11], harga yang sangat fluktuatif dan menjadi salah satu komoditas penyumbang besar terhadap terjadinya inflasi, disparitas harga antara produsen dan konsumen yang relatif besar hingga usaha pertanian bawang merah menjadi sumber pendapatan bagi banyak petani. Tingginya permintaan dan rendahnya produksi Indonesia hingga tahun 2015 Indonesia masih mengimpornya. Dampak impor bawang merah masih selalu menghantui dan merugikan petani Indonesia karena harga jualnya yang lebih murah [12]. Pada tahun 2016, pemerintah melalui kementan telah menutup keran impor bawang merah. Kerja keras petani dan pemerintah telah memberikan hasil, karena mulai tahun 2017 Indonesia telah swasembada bawang merah bahkan menjadi negara pengekspor bawang merah ke beberapa negara tetangga seperti Thailand, Vietnam, Malaysia dan Filipina [13]. Sehingga hal ini sangat perlu dipertahankan.

Oleh sebab itu, perlu dilakukan prediksi untuk mengetahui jumlah pengangguran terbuka di Indonesia untuk tahun-tahun selanjutnya, hal ini dilakukan agar pemerintah memiliki acuan dan pertimbangan dalam menentukan kebijakan maupun dalam membuat langkah-langkah yang tepat untuk mengatasi pengangguran ini. Tetapi dalam melakukan prediksi tidaklah mudah, dibutuhkan data-data, metode serta langkah-langkah yang tepat agar hasil prediksi nanti nya dapat dipertanggungjawabkan. Metode yang baik digunakan salah satu nya adalah metode Resilient Backpropagation. Metode Resilient merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang sering digunakan untuk melakukan sebuah prediksi, hal ini karena metode ini mampu memprediksi data berdasarkan data-data terdahulu, sehingga didapatkan hasil prediksi setelah melakukan pembelajaran dan pelatihan berdasarkan data yang sudah pernah terjadi [14]–[21]. Diharapkan dari hasil penelitian ini, maka jumlah pengangguran untuk tahun-tahun selanjutnya pada tiap semesternya dapat diprediksi jumlah nya, sehingga pemerintah Indonesia dapat membuat maupun menentukan kebijakan yang tepat untuk menekan angka pengangguran ini.

Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan penelitian untuk memprediksi produksi bawang merah di Kabupaten Nganjuk. Metode yang digunakan adalah Seasonal ARIMA (SARIMA). Data yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari BPS kabupaten Nganjuk yang digunakan untuk mencari model terbaik dengan metode SARIMA untuk memprediksi produksi bawang merah periode 2021-2023. Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, model terbaik adalah model SARIMA (3,0,2)(2,1,2)₁₂ yang memiliki nilai MAPE sebesar 2,01% [22]. Selanjutnya dilakukan penelitian untuk memprediksi pasokan bawang merah di provinsi Aceh dengan menggunakan metode *Auto Regressive Moving Average* (ARIMA). Data yang digunakan adalah time-series (bulanan) selama 6 tahun terakhir yang diperoleh dari BPS provinsi Aceh, sedangkan desain opsi bentuk dan produk agroindustri menggunakan Analytical Hierarchy Process (AHP). Hasil penelitian menunjukkan model ARIMA (p,d,q) yang sesuai adalah (0,0,1), dengan Mean-Square 20,682,669. Prediksi produksi $t+1= 6.662$ kuintal, sedangkan opsi desain skala agroindustri adalah mikro dengan bobot (0,59) dan kecil (0,25) dengan prioritas produk utama adalah pasta (0,41), bawang utuh (0,26), dan bawang iris (0,19) [23]. Penelitian selanjutnya dilakukan dengan menerapkan metode Resilient untuk memprediksi tingkat pengangguran terbuka di Indonesia menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan. Penelitian ini menggunakan data pengangguran terbuka menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan tahun 2005-2018 berdasarkan semester, yang diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Indonesia. Berdasarkan data ini akan dibentuk dan ditentukan model arsitektur jaringan, antara lain 12-6-2, 12-12-2, 12-18-2, 12-24-2, 12-12-12-2, 12-12-18-2, 12-18-18-2 dan 12-18-24-2. Berdasarkan delapan model ini setelah dilakukan pelatihan dan pengujian diperoleh hasil bahwa model arsitektur terbaik adalah 12-18-2 (12 adalah input layer, 18 adalah jumlah neuron hidden layer dan 2 adalah output layer). Tingkat akurasi dari model arsitektur untuk semester 1 dan semester 2 ini adalah 75% dengan nilai MSE sebesar 0,00052083 and 0,00105823 [24]. Penelitian-penelitian terkait inilah yang melatar belakangi dilakukannya penelitian ini.

Secara garis besar tujuan dari penelitian ini adalah agar dapat memberikan kontribusi bagi pemerintah Indonesia sebagai acuan, referensi dan informasi mengenai potensi tingkat produksi tanaman bawang merah Indonesia di masa yang akan datang. Selain itu penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi keilmuan, yakni dengan memanfaatkan nya sebagai alternatif yang lebih baik untuk menyelesaikan masalah prediksi dan dapat dimanfaatkan oleh para akademisi untuk pengembangan keilmuan lebih lanjut.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metode Penelitian

Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan metode Resilient. Metode ini mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (times series). Resilient adalah merupakan hasil pengembangan dari Backpropagation. Perubahan bobot pada Backpropagation dipengaruhi oleh learning rate dan tergantung dari kemiringan kurva eror ($\partial E/\partial W_{ij}$). Semakin kecil learning rate yang digunakan, maka pembelajaran akan lebih lama. Sementara semakin besar tingkat pembelajaran, nilai pembobotan akan jauh dari bobot minimum. Untuk mengatasinya, dikembangkan metode baru yaitu Rprop (Resilient Backpropagation). Metode ini menggunakan tanda (positif atau negatif) dari gradien untuk menunjukkan arah penyesuaian bobot. Sementara ukuran perubahan bobotnya adalah ditentukan oleh penyesuaian nilai (Δ_0) [25]. Metode Resilient mengubah bobot dan jaringan bias dengan proses adaptasi langsung dari pembobotan berdasarkan informasi gradien lokal dari iterasi pembelajaran, sehingga jumlah iterasi diperlukan mencapai target [26].

Secara umum cara kerja metode Resilient Backpropagation (Rprop) dapat diterangkan sebagai berikut [27]:

- a. Inisialisasi Penyesuaian Awal $\Delta_{ij}(t) = \Delta_0 = 0$, Gradient Awal $\partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) = 0$
- b. Lakukan langkah-langkah berikut sampai bobot konvergen
 1. Hitung Gradient $\partial E/\partial W_{ij} \cdot t$
 2. Untuk semua bobot, hitung nilai penyesuaian.
 - a. Jika $\partial E/\partial W_{ij} \cdot t * \partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) \geq 0$ maka

$$\Delta_{ij}(t) = \min(\Delta_{ij}(t-1) * \eta^+, \Delta_{max})$$
 - b. Jika $\partial E/\partial W_{ij} \cdot t * \partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) < 0$ maka

$$\Delta_{ij}(t) = \max(\Delta_{ij}(t-1) * \eta^-, \Delta_{min})$$



3. Hitung perubahan bobot
 - a. Jika $\partial E/\partial W(t) > 0$ maka

$$w(t+1) = w(t) - \Delta_{ij}(t)$$
 - b. Jika $\partial E/\partial W(t) < 0$ maka

$$w(t+1) = w(t) + \Delta_{ij}(t)$$
 - c. Selesai.

2.2 Sumber Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton) di Indonesia yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik Indonesia [28]. Dataset penelitian dapat dilihat pada tabel 1 berikut.

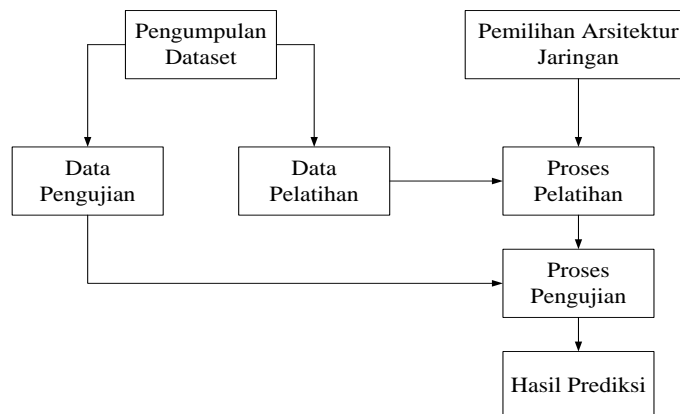
Tabel 1. Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton) di Indonesia

No	Provinsi	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
1	Aceh	6.707	5.738	6.725	8.845	6.818	8.840	11.246	10.136
2	Sumatera Utara	7.810	9.970	13.369	16.103	16.337	18.072	29.222	53.962
3	Sumatera Barat	61.336	61.568	66.543	95.534	113.865	122.399	153.770	200.366
4	Riau	59	141	303	262	186	507	263	329
5	Jambi	4.836	3.937	4.940	8.941	10.059	9.686	11.977	13.264
6	Sumatera Selatan	151	584	639	1.376	1.443	1.390	934	1.125
7	Bengkulu	461	445	351	478	911	523	1.153	990
8	Lampung	943	1.987	2.574	2.821	3.608	3.634	2.105	1.762
9	Kep.Bangka Belitung	4	15	66	13	86	170	157	208
10	Kepulauan Riau	0	2	0	1	1	95	123	33
11	DKI Jakarta	0	0	47	0	0	0	0	2
12	Jawa Barat	130.083	129.148	141.504	166.865	167.769	173.463	164.827	170.650
13	Jawa Tengah	519.356	471.169	546.686	476.337	445.585	481.890	611.165	564.255
14	DI Yogyakarta	12.360	8.799	12.241	13.980	14.950	16.999	18.811	29.809
15	Jawa Timur	293.179	277.121	304.521	306.316	367.031	407.877	454.584	500.992
16	Banten	1.675	687	701	994	880	1.545	1.404	1.190
17	Bali	11.884	10.148	18.024	20.287	24.267	19.687	14.207	23.215
18	NusaTenggara Barat	117.513	160.201	211.804	195.458	212.885	188.255	188.740	222.620
19	NusaTenggara Timur	2.229	2.082	2.390	7.772	4.542	8.254	10.424	11.430
20	Kalimantan Barat	4	15	106	136	85	53	227	104
21	Kalimantan Tengah	124	81	200	302	696	396	79	34
22	Kalimantan Selatan	475	867	1.160	2.846	1.411	1.143	462	389
23	Kalimantan Timur	388	254	626	564	828	173	267	72
24	Kalimantan Utara	0	0	15	74	95	139	90	88
25	Sulawesi Utara	1.242	1.716	2.556	2.880	3.740	3.139	4.937	4.986
26	Sulawesi Tengah	6.924	8.869	9.088	8.651	8.363	6.508	5.725	4.652
27	Sulawesi Selatan	51.728	69.889	96.256	129.181	92.392	101.762	124.381	183.210
28	Sulawesi Tenggara	369	345	892	372	486	390	655	1.015
29	Gorontalo	122	240	699	1.282	1.409	629	476	346
30	Sulawesi Barat	543	441	302	279	545	507	631	693
31	Maluku	543	451	304	592	1.042	736	1.106	1.013
32	Maluku Utara	218	392	243	115	261	624	951	1.231
33	Papua Barat	5	1.245	168	12	142	184	136	118
34	Papua	718	642	826	487	720	578	209	304
Jumlah		1.233.989	1.229.189	1.446.869	1.470.156	1.503.438	1.580.247	1.815.444	2.004.593

Berdasarkan Tabel 1, ada 34 provinsi yang terdata di BPS. Setelah melalui proses *cleaning*, Provinsi DKI Jakarta tidak dimasukkan kedalam proses prediksi karena nilai produksinya terlalu banyak bernilai 0, agar tidak mengganggu pada saat proses pelatihan dan pengujian nantinya.

2.3 Tahapan Penelitian

Pada gambar 1 dapat dijabarkan bahwa hal pertama yang dilakukan adalah pengumpulan dataset, yakni data Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton) di Indonesia. Selanjutnya dilakukan tahapan *praprocessing* dan membagi data menjadi dua bagian yaitu data yang digunakan untuk pelatihan (*training*) dan data yang digunakan untuk pengujian (*testing*). Kemudian menentukan model arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian, setelah semua selesai dilakukan akan diperoleh hasil berdasarkan model arsitektur yang digunakan. Selanjutnya dari beberapa model arsitektur yang digunakan dipilihlah yang terbaik, yang selanjutnya akan digunakan untuk melakukan prediksi.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.4 Normalisasi

Berdasarkan pada tabel 1, data terlebih dahulu dibagi menjadi 2 (dua) bagian. Data tahun 2014-2019 dengan target 2020 digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data tahun 2015-2020 dengan target 2021 digunakan sebagai data pengujian. Kemudian data yang sudah dibagi dua dinormalisasi dengan menggunakan persamaan (1) [29]–[35].

$$x' = \frac{0,8(x-b)}{(a-b)} + 0,1 \tag{1}$$

Keterangan :

- x' = Hasil normalisasi
- x = Data yang akan dinormalisasi
- a = Data terkecil dari dataset
- b = Data terbesar dari dataset
- 0,8/0,1 = Nilai default normalisasi

2.5 Variabel Penelitian dan Kriteria

Variabel penelitian yang digunakan pada artikel ini ada 2 (dua) bagian, yakni variabel input dan variabel output. Variabel input masing-masing ada 6 (enam), yakni data produksi tahun 2014-2019 (pelatihan) dan data produksi tahun 2015-2020 (pengujian). Sedangkan variabel output masing-masing ada 1, yakni tahun 2020 dan 2021 yang menjadi target dari data input pelatihan dan pengujian. Sedangkan kriteria yang digunakan ada 33, yakni Provinsi Aceh hingga Papua.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Data Normalisasi

Tabel 2 berikut ini merupakan hasil normalisasi data tahun 2014-2019 dengan target 2020 yang digunakan sebagai data pelatihan. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 2. Normalisasi Data Pelatihan

Data	Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton)						Target (2020)
	2014	2015	2016	2017	2018	2019	
1	0,1098	0,1084	0,1098	0,1129	0,1100	0,1129	0,1002
2	0,1114	0,1146	0,1196	0,1236	0,1239	0,1264	0,1032
3	0,1174	0,1149	0,1264	0,1297	0,1355	0,1288	0,1006
4	0,1025	0,1010	0,1010	0,1015	0,1013	0,1023	0,1011
5	0,1007	0,1007	0,1005	0,1007	0,1013	0,1008	0,1002
6	0,1181	0,1129	0,1179	0,1205	0,1219	0,1249	0,1008
7	0,1002	0,1004	0,1010	0,1019	0,1021	0,1009	0,1002
8	0,1071	0,1058	0,1072	0,1131	0,1147	0,1142	0,1009
9	0,2904	0,2890	0,3071	0,3442	0,3455	0,3538	0,1003
10	0,8600	0,7895	0,9000	0,7971	0,7521	0,8052	0,1011
11	0,5290	0,5055	0,5456	0,5483	0,6371	0,6969	0,1072
12	0,1000	0,1000	0,1002	0,1002	0,1001	0,1001	0,1083
13	0,1007	0,1013	0,1017	0,1042	0,1021	0,1017	0,1081
14	0,1002	0,1001	0,1003	0,1004	0,1010	0,1006	0,1009
15	0,1006	0,1004	0,1009	0,1008	0,1012	0,1003	0,1105



16	0,1000	0,1000	0,1000	0,1001	0,1001	0,1002	0,1022
17	0,1000	0,1000	0,1001	0,1000	0,1001	0,1002	0,1025
18	0,1000	0,1000	0,1000	0,1000	0,1000	0,1001	0,1004
19	0,1014	0,1029	0,1038	0,1041	0,1053	0,1053	0,1009
20	0,1008	0,1007	0,1004	0,1009	0,1015	0,1011	0,1010
21	0,1003	0,1006	0,1004	0,1002	0,1004	0,1009	0,1004
22	0,2720	0,3344	0,4099	0,3860	0,4115	0,3755	0,1004
23	0,1033	0,1030	0,1035	0,1114	0,1066	0,1121	0,1014
24	0,1011	0,1009	0,1012	0,1007	0,1011	0,1008	0,1002
25	0,1000	0,1018	0,1002	0,1000	0,1002	0,1003	0,1006
26	0,1001	0,1002	0,1004	0,1004	0,1003	0,1007	0,1005
27	0,1008	0,1006	0,1004	0,1004	0,1008	0,1007	0,1017
28	0,1757	0,2023	0,2409	0,2890	0,2352	0,2489	0,1002
29	0,1101	0,1130	0,1133	0,1127	0,1122	0,1095	0,1001
30	0,1005	0,1005	0,1013	0,1005	0,1007	0,1006	0,1000
31	0,1018	0,1025	0,1037	0,1042	0,1055	0,1046	0,1006
32	0,1898	0,1901	0,1974	0,2398	0,2666	0,2791	0,1003
33	0,1002	0,1009	0,1009	0,1020	0,1021	0,1020	0,1006

Tabel 3 berikut ini merupakan hasil normalisasi data tahun 2015-2020 dengan target 2021 yang digunakan sebagai data pelatihan. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi Data Pengujian

Data	Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton)						Target (2021)
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
1	0,1075	0,1088	0,1116	0,1089	0,1116	0,1147	0,1133
2	0,1131	0,1175	0,1211	0,1214	0,1237	0,1383	0,1706
3	0,1133	0,1236	0,1266	0,1318	0,1258	0,1186	0,1304
4	0,1009	0,1009	0,1013	0,1012	0,1020	0,1018	0,1016
5	0,1006	0,1005	0,1006	0,1012	0,1007	0,1015	0,1013
6	0,1115	0,1160	0,1183	0,1196	0,1223	0,1246	0,1390
7	0,1003	0,1009	0,1017	0,1018	0,1008	0,1006	0,1005
8	0,1052	0,1065	0,1117	0,1132	0,1127	0,1157	0,1174
9	0,2691	0,2852	0,3184	0,3196	0,3271	0,3158	0,3234
10	0,7167	0,8156	0,7235	0,6833	0,7308	0,9000	0,8386
11	0,4627	0,4986	0,5010	0,5804	0,6339	0,6950	0,7558
12	0,1000	0,1001	0,1002	0,1001	0,1001	0,1003	0,1001
13	0,1011	0,1015	0,1037	0,1018	0,1015	0,1006	0,1005
14	0,1001	0,1003	0,1004	0,1009	0,1005	0,1001	0,1000
15	0,1003	0,1008	0,1007	0,1011	0,1002	0,1003	0,1001
16	0,1000	0,1000	0,1001	0,1001	0,1002	0,1001	0,1001
17	0,1000	0,1001	0,1000	0,1001	0,1002	0,1002	0,1003
18	0,1000	0,1000	0,1000	0,1000	0,1001	0,1002	0,1000
19	0,1026	0,1034	0,1037	0,1047	0,1048	0,1028	0,1023
20	0,1006	0,1004	0,1008	0,1014	0,1010	0,1014	0,1013
21	0,1005	0,1003	0,1002	0,1003	0,1008	0,1012	0,1016
22	0,3097	0,3772	0,3558	0,3787	0,3464	0,3471	0,3914
23	0,1027	0,1031	0,1102	0,1059	0,1108	0,1136	0,1150
24	0,1008	0,1011	0,1006	0,1009	0,1008	0,1003	0,1004
25	0,1016	0,1002	0,1000	0,1002	0,1002	0,1002	0,1002
26	0,1002	0,1004	0,1003	0,1002	0,1007	0,1003	0,1004
27	0,1006	0,1004	0,1004	0,1007	0,1007	0,1008	0,1009
28	0,1915	0,2260	0,2691	0,2209	0,2332	0,2628	0,3398
29	0,1116	0,1119	0,1113	0,1109	0,1085	0,1075	0,1061
30	0,1005	0,1012	0,1005	0,1006	0,1005	0,1009	0,1013
31	0,1022	0,1033	0,1038	0,1049	0,1041	0,1065	0,1065
32	0,1806	0,1871	0,2251	0,2490	0,2602	0,3013	0,3623
33	0,1008	0,1008	0,1018	0,1019	0,1018	0,1012	0,1015

Pengolahan data berdasarkan tabel 2 dan 3 dibantu dengan tools matlab 2011b dalam menentukan model arsitektur terbaik dengan algoritma Resilient. Arsitektur yang digunakan sebanyak 4 (Empat) model, yakni: 6-5-1, 6-

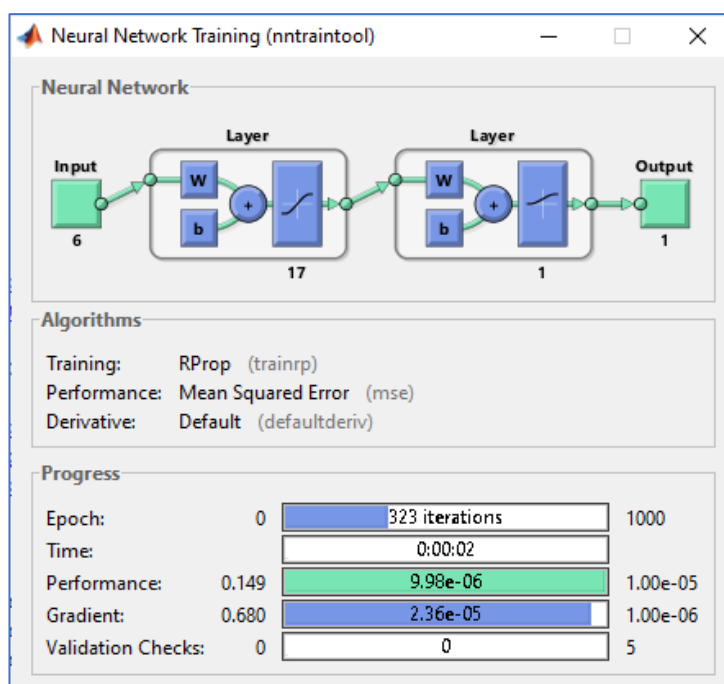
10-1, 6-17-1 dan 6-29-1. Cara menentukan model arsitektur terbaik dengan metode Resilient adalah menentukan error minimum dari proses training dan testing yang dilakukan. Tingkat error yang digunakan sebesar 0,04 dengan learning rate 0,01. Pada penelitian ini, parameter kode yang digunakan dianalisis menggunakan aplikasi Matlab 2011b yang dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Parameter dan Kode Program

Kode Training	Kode Testing
<pre>>> net=newff(minmax(P),[hidden layer,output layer],{'tansig','logsig'},'trainrp'); >> net.LW{1,1}; >> net.b{1}; >> net.LW{2,1}; >> net.b{2}; >> net.trainParam.epochs=1000; >> net.trainParam.show = 25; >> net.trainParam.showCommandLine = 0; >> net.trainParam.showWindow= 1; >> net.trainParam.goal = 0,00001; >> net.trainParam.time = inf; >> net.trainParam.min_grad= 1e-6; >> net.trainParam.max_fail = 5; >> net.trainParam.lr=0.01; >> net.trainParam.delt_inc=1.2; >> net.trainParam.delt_dec=0.5 >> net.trainParam.delta0=0.07 >> net.trainParam.deltamax=50.0 >> net=train(net,P,T) [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,P,[],,T)</pre>	<pre>>> PP=[input data pengujian] >> TT=[output pengujian] [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)</pre>

3.2 Pelatihan dan Pengujian

Penelitian ini dianalisis dengan menggunakan 4 (empat) model arsitektur jaringan, diantaranya: 6-5-1 (6 neuron lapisan input, 5 neuron lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran), 6-10-1 (6 neuron lapisan input, 10 neuron lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran), 6-17-1 (6 neuron lapisan masukan, 17 neuron lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran) dan 6-29-1 (6 neuron lapisan masukan, 29 neuron lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran). Parameter pelatihan dan pengujian yang digunakan telah dituliskan pada tabel 4. Berdasarkan analisis dengan menggunakan aplikasi Matlab 2011b dan Microsoft Excel didapatkan model arsitektur terbaik adalah 6-17-1 dengan akurasi sebesar 79%. Pelatihan menggunakan model arsitektur 6-17-1 dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Hasil Pelatihan Model Arsitektur 6-17-1

Gambar 2 merupakan hasil pelatihan menggunakan model arsitektur 6-17-1, menghasilkan konvergensi pada saat epoch sebesar 323 iterasi. Untuk tabel pelatihan dan pengujian menggunakan Microsoft Excel dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Pelatihan dan Pengujian dengan Model Arsitektur 6-17-1

Data Pelatihan (Training)					Data Pengujian (Testing)						
Data	Target	Output	Error	SSE	Data	Target	Output	Error	SSE	Hasil	
1	0,1002	0,1023	-0,0021	0,0000044	1	0,1133	0,1010	0,0123	0,0001505	1	
2	0,1032	0,0996	0,0036	0,0000130	2	0,1706	0,0994	0,0712	0,0050744	0	
3	0,1006	0,0978	0,0028	0,0000078	3	0,1304	0,1018	0,0286	0,0008173	1	
4	0,1011	0,1025	-0,0014	0,0000019	4	0,1016	0,1021	-0,0005	0,0000003	1	
5	0,1002	0,1023	-0,0021	0,0000042	5	0,1013	0,1023	-0,0010	0,0000010	1	
6	0,1008	0,1007	0,0001	0,0000000	6	0,1390	0,1004	0,0386	0,0014914	1	
7	0,1002	0,1020	-0,0018	0,0000034	7	0,1005	0,1023	-0,0018	0,0000034	1	
8	0,1009	0,1007	0,0002	0,0000000	8	0,1174	0,1000	0,0174	0,0003014	1	
9	0,1003	0,1083	-0,0080	0,0000637	9	0,3234	0,1119	0,2115	0,0447224	0	
10	0,1011	0,1001	0,0010	0,0000010	10	0,8386	0,1627	0,6759	0,4568353	0	
11	0,1072	0,1086	-0,0014	0,0000019	11	0,7558	0,1160	0,6398	0,4093264	0	
12	0,1083	0,1023	0,0060	0,0000359	12	0,1001	0,1023	-0,0022	0,0000047	1	
13	0,1081	0,1023	0,0058	0,0000336	13	0,1005	0,1020	-0,0015	0,0000022	1	
14	0,1009	0,1022	-0,0013	0,0000018	14	0,1000	0,1024	-0,0024	0,0000055	1	
15	0,1105	0,1022	0,0083	0,0000684	15	0,1001	0,1025	-0,0024	0,0000058	1	
16	0,1022	0,1023	-0,0001	0,0000000	16	0,1001	0,1023	-0,0022	0,0000048	1	
17	0,1025	0,1023	0,0002	0,0000000	17	0,1003	0,1024	-0,0021	0,0000045	1	
18	0,1004	0,1024	-0,0020	0,0000040	18	0,1000	0,1023	-0,0023	0,0000051	1	
19	0,1009	0,1015	-0,0006	0,0000004	19	0,1023	0,1022	0,0001	0,0000000	1	
20	0,1010	0,1023	-0,0013	0,0000017	20	0,1013	0,1022	-0,0009	0,0000008	1	
21	0,1004	0,1024	-0,0020	0,0000039	21	0,1016	0,1023	-0,0007	0,0000005	1	
22	0,1004	0,0942	0,0062	0,0000386	22	0,3914	0,1320	0,2594	0,0672905	0	
23	0,1014	0,1015	-0,0001	0,0000000	23	0,1150	0,0990	0,0160	0,0002548	1	
24	0,1002	0,1023	-0,0021	0,0000044	24	0,1004	0,1026	-0,0022	0,0000048	1	
25	0,1006	0,1027	-0,0021	0,0000043	25	0,1002	0,1027	-0,0025	0,0000065	1	
26	0,1005	0,1023	-0,0018	0,0000034	26	0,1004	0,1023	-0,0019	0,0000035	1	
27	0,1017	0,1024	-0,0007	0,0000004	27	0,1009	0,1023	-0,0014	0,0000019	1	
28	0,1002	0,0974	0,0028	0,0000077	28	0,3398	0,1052	0,2346	0,0550453	0	
29	0,1001	0,1028	-0,0027	0,0000072	29	0,1061	0,1038	0,0023	0,0000052	1	
30	0,1000	0,1022	-0,0022	0,0000047	30	0,1013	0,1025	-0,0012	0,0000014	1	
31	0,1006	0,1015	-0,0009	0,0000009	31	0,1065	0,1019	0,0046	0,0000214	1	
32	0,1003	0,0982	0,0021	0,0000046	32	0,3623	0,0915	0,2708	0,0733187	0	
33	0,1006	0,1020	-0,0014	0,0000020	33	0,1015	0,1021	-0,0006	0,0000004	1	
				Jumlah SSE					Jumlah SSE	1,1147123	79%
				MSE					MSE	0,0337792	

Penjelasan:

Data = Jumlah Provinsi di Indonesia yang digunakan sebagai data penelitian

Target = Hasil dari normalisasi target pelatihan dan normalisasi target pengujian.

Output = Hasil dari Matlab dengan rumus $[a, Pf, Af, e, Perf] = \text{sim}(\text{net}, P, [], [], T)$,

Error = Diperoleh dari nilai Target-Output

SSE = Diperoleh dari nilai dari nilai error 2

Jumlah SSE = Nilai keseluruhan SSE

Hasil = Jika nilai kesalahan $\leq 0,04$ maka hasilnya benar (1), sebaliknya salah (0).

91% = Diperoleh dari nilai dari jumlah hasil yang benar / 33×100

MSE = Diperoleh dari total (SSE) / 33 (jumlah data)

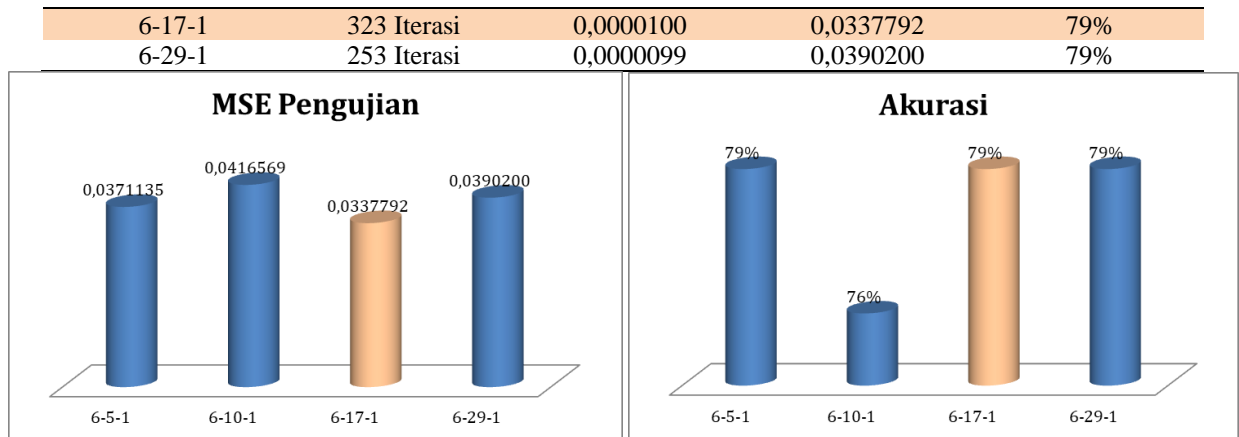
Margin error = Jumlah akurasi maksimum 100% dikurangi akurasi yang dihasilkan (79%), menghasilkan 11%.

3.3 Penentuan Model Arsitektur Terbaik

Setelah dianalisis proses pelatihan dan pengujian data pada model arsitektur 6-5-1, 6-10-1, 6-17-1 dan 6-29-1 menggunakan Matlab 2011b dan Microsoft Excel, maka didapatkan model arsitektur 6-17-1 yang terbaik, karena memiliki nilai Mean Square Error (MSE) pengujian yang lebih rendah dibandingkan tiga model yang lain, yaitu sebesar 0,0337792 dan tingkat akurasi yang cukup baik sebesar 79%. Perbandingan dari 4 (Empat) model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 6 berikut.

Tabel 6. Perbandingan Model Arsitektur

Model Arsitektur	Epoch	MSE Pelatihan	MSE Pengujian	Akurasi
6-5-1	119 Iterasi	0,0000100	0,0371135	79%
6-10-1	127 Iterasi	0,0031057	0,0416569	76%



Gambar 3. Perbandingan MSE Pengujian dan Akurasi

Berdasarkan perbandingan dari hasil masing-masing model arsitektur yang dianalisis pada tabel 6, tidak terlalu mencolok perbedaan dari kemampuan 4 (empat) model tersebut. Akan tetapi model 6-17-1 terpilih menjadi model yang terbaik karena memiliki nilai *Mean Square error* (MSE) pengujian yang lebih rendah dibandingkan tiga model yang lainnya seperti yang dapat dilihat pada gambar 3. Selain itu akurasi nya juga lebih tinggi dibandingkan model 6-10-1 dan setara dengan akurasi pada model 6-5-1 dan 6-29-1, seperti yang tersaji pada gambar 3. Sebagaimana perlu diketahui, bahwa semakin rendah tingkat kesalahan maka kemampuannya sebuah sistem akan semakin baik.

3.4 Hasil Prediksi

Prediksi diperoleh berdasarkan model terbaik 6-17-1 dengan menggunakan rumus persamaan (2).

$$\text{Estimasi} = \frac{(x-0,1)(b-a)}{0,8} + a \tag{2}$$

Penjelasan :

X = Target yang akan di estimasi, a = Data terendah, b = Data tertinggi, 0.1 dan 0.8 = Nilai default untuk melakukan prediksi.

Tabel 7. Perbandingan Data Awal Produksi Bawang Merah dan Hasil Prediksi

Provinsi	Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton)					Prediksi
	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Aceh	8.845	6.818	8.840	11.246	10.136	14.280
Sumatera Utara	16.103	16.337	18.072	29.222	53.962	38.682
Bali	20.287	24.267	19.687	14.207	23.215	25.987
Banten	994	880	1.545	1.404	1.190	1.020
Bengkulu	478	911	523	1.153	990	527
DI Yogyakarta	13.980	14.950	16.999	18.811	29.809	26.269
Gorontalo	1.282	1.409	629	476	346	315
Jambi	8.941	10.059	9.686	11.977	13.264	15.267
Jawa Barat	166.865	167.769	173.463	164.827	170.650	157.521
Jawa Tengah	476.337	445.585	481.890	611.165	564.255	520.951
Jawa Timur	306.316	367.031	407.877	454.584	500.992	462.695
Kalimantan Barat	136	85	53	227	104	461
Kalimantan Selatan	2.846	1.411	1.143	462	389	1.020
Kalimantan Tengah	302	696	396	79	34	390
Kalimantan Timur	564	828	173	267	72	179
Kalimantan Utara	74	95	139	90	88	602
Kepulauan Bangka Belitung	13	86	170	157	208	531
Kepulauan Riau	1	1	95	123	33	602
Lampung	2.821	3.608	3.634	2.105	1.762	2.925
Maluku	592	1.042	736	1.106	1.013	597
Maluku Utara	115	261	624	951	1.231	174
Nusa Tenggara Barat	195.458	212.885	188.255	188.740	222.620	205.551
Nusa Tenggara Timur	7.772	4.542	8.254	10.424	11.430	12.234
Papua	487	720	578	209	304	179
Papua Barat	12	142	184	136	118	390
Riau	262	186	507	263	329	390
Sulawesi Barat	279	545	507	631	693	33

Provinsi	Produksi Tanaman Bawang Merah (Ton)					Prediksi
	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Sulawesi Selatan	129.181	92.392	101.762	124.381	183.210	169.934
Sulawesi Tengah	8.651	8.363	6.508	5.725	4.652	9.695
Sulawesi Tenggara	372	486	390	655	1.015	33
Sulawesi Utara	2.880	3.740	3.139	4.937	4.986	5.040
Sumatera Barat	95.534	113.865	122.399	153.770	200.366	184.957
Sumatera Selatan	1.376	1.443	1.390	934	1.125	879
Jumlah	1.470.156	1.503.438	1.580.247	1.815.444	2.004.591	1.860.312

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijabarkan dalam artikel ini, maka dapat diambil beberapa kesimpulan bahwa potensi produksi bawang merah Indonesia pada Akhir tahun 2022 cenderung menurun dibandingkan tahun 2021 atau hampir mendekati produksi di tahun 2020. Selain itu penerapan algoritma Resilient untuk memprediksi masalah data produksi bawang merah pada tiap provinsi di Indonesia cukup baik, karena menghasilkan akurasi sebesar 79%. Akan tetapi akurasi nya tidak terlalu tinggi sehingga perlu kajian yang lebih dalam lagi untuk meningkatkannya seperti dengan mengganti parameter pada kode program yang digunakan ataupun menggunakan fungsi aktivasi, fungsi pelatihan hingga model arsitektur jaringan yang berbeda dibandingkan penelitian yang telah dilakukan ini.

REFERENCES

- [1] Supyani, S. H. Poromarto, Supriyadi, and Hadiwiyono, "Moler Disease of Shallot in the Last Three Years at Brebes Central Java: The Intensity and Resulting Yields Losses is Increasing," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 810, no. 1, pp. 1–5, 2021.
- [2] H. S. P. Rahayu, Muchtar, and Saidah, "The feasibility and farmer perception of true shallot seed technology in Sigi District, Central Sulawesi, Indonesia," *Asian Journal of Agriculture*, vol. 3, no. 1, pp. 16–21, 2019.
- [3] M. Kurniawan, I. Santoso, and M. A. Kamal, "Risk management of shallot supply chain using failure mode effect analysis and analytic network process (case study in Batu, East Java)," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 230, no. 1, p. 012055, 2019.
- [4] F. HASAN, "Efisiensi Keuntungan Usahatani Bawang Merah Di Kabupaten Nganjuk: Pendekatan Stokastik Frontier," *Jurnal Social Economic of Agriculture*, vol. 8, no. 1, pp. 94–103, 2019.
- [5] B. Sumarni, "Analisis Farmer's Share Komoditas Bawang Merah," *Jurnal Agercolere*, vol. 3, no. 2, pp. 52–56, 2021.
- [6] Bina Beru Karo and F. Manik, "Observasi dan Adaptasi 10 Varietas Bawang Merah (*Allium cepa*) di Berastagi Dataran Tinggi Basah," *Jurnal Agroteknosains*, vol. 4, no. 2, pp. 1–9, 2020.
- [7] Dahliaawati, Sofyan, and F. Jakfar, "Analisis Pendapatan Usahatani Bawang Merah (*Allium ascalonicum* L) Di Kecamatan Banda Baro Kabupaten Aceh Utara," *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, vol. 5, no. 4, pp. 31–44, 2020.
- [8] D. Hendarto, *Dahsyatnya Daun Kemangi, Bawang Putih, Bawang Merah, dan Bengkuang Bagi Kesehatan*, Cetakan Pe. Jakarta Selatan: Laksana, 2019.
- [9] Hartoyo, "Potensi Bawang Merah Sebagai Tanaman Herbal Untuk Kesehatan Masyarakat Desa Jemasih Kec. Ketanggungan Kab. Brebes," *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, vol. 5, no. 10, pp. 1109–1120, 2020.
- [10] S. Wenli, H. S. Mohamad, and C. Qi, "The insight and survey on medicinal properties and nutritive components of Shallot," *Journal of Medicinal Plants Research*, vol. 13, no. 18, pp. 452–457, 2019.
- [11] R. I. Songi, M. Baruwadi, and A. Rauf, "Strategi Pengembangan Agribisnis Bawang Merah di Kecamatan Paguyaman Kabupaten Boalemo," *AGRINESIA: Jurnal Ilmiah Agribisnis*, vol. 3, no. 1, pp. 30–38, 2018.
- [12] M. S. Alkautsar and A. R. A. Saputera, "Pendampingan Wanita Desa Duwel Bojonegoro dalam Melepas Diri dari Belunggu Tengkulak Bawang Merah," *SETARA: Jurnal Studi Gender dan Anak*, vol. 1, no. 2, pp. 1–22, 2019.
- [13] Kementan, "Ekspor Bawang Merah ke Thailand, Indonesia Balikkan Keadaan," *Kementerian Pertanian Republik Indonesia*, 2022. [Online]. Available: <https://www.pertanian.go.id/home/?show=view&act=view&id=2170>. [Accessed: 17-Aug-2022].
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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. 012089, pp. 1–9, 2018.
- [18] A. Wanto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau," *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 05, no. 01, pp. 61–74, 2018.
- [19] 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. 2017.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] N. M. Sunariadi, P. K. Intan, D. C. R. Novitasari, and Y. Hariningsih, "Prediksi Produksi Bawang Merah di Kabupaten



- Nganjuk dengan Metode Seasonal Arima (Sarima),” *Transformasi : Jurnal Pendidikan Matematika dan Matematika*, vol. 6, no. 1, pp. 49–60, 2022.
- [23] R. Ardiansyah, R. Jaya, and C. H. Rahmi, “Prediksi Pasokan Bawang Merah Mendukung Desain Pengembangan Agroindustri Di Provinsi Aceh,” *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, vol. 31, no. 1, pp. 46–52, 2021.
- [24] 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.
- [25] M. Riedmiller and H. Braun, “RPROP - A Fast Adaptive Learning Algorithm,” *The International Symposium on Computer and Information Science VII*, vol. 1, no. 4, pp. 4–10, 1992.
- [26] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [27] Apriliyah and A. W. W. M, Wayan Firdaus, “Perkiraan Penjualan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropogation (RPROP),” *Jurnal Kursor*, vol. 4, no. 2, pp. 41–47, 2008.
- [28] BPS, “Produksi Tanaman Sayuran,” *Badan Pusat Statistik Indonesia*, 2022. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/indicator/55/61/1/produksi-tanaman-sayuran.html>. [Accessed: 14-Aug-2022].
- [29] 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.
- [30] 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.
- [31] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, and D. Hartama, “Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves in the Predicting Process,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, vol. 930, no. 1, pp. 1–7.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] 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. 1, p. 012087, 2018.
- [35] 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.