

Prediksi Impor Hasil Pertanian (Sayuran) Menurut Negara Asal Utama Menggunakan Algoritma Levenberg-Marquardt

Achmad Daengs-GS^{1*}, Irma Hakim², Fitri Anggraini³

¹Universitas 45 Surabaya, Surabaya, Indonesia

²Universitas Muhammadiyah Makassar, Makassar, Indonesia

³STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

E-mail: ¹adaengsgs@univ45sby.ac.id, ²campus_gardenia@yahoo.co.id,

³fitrianggraini@stikomtb.ac.id

Abstract

Vegetables are very important as a source of nutrition for society and provide various vitamins, minerals, fiber and antioxidants needed to maintain human health. This research aims to predict imported production of vegetable crops by main country of origin in 2024 using the Levenberg-Marquardt algorithm. This algorithm was chosen because of its ability to integrate historical data and current information, as well as considering risk factors that impact vegetable import production. Historical data regarding imported production of vegetable crops from the main countries of origin used covers the period 2014 to 2022. The data is processed from customs documents of the Directorate General of Customs and Excise (PEB and PIB) and quoted from the Indonesian Statistics Publication. The vegetable import production prediction model was evaluated using accuracy level metrics. The research results are expected to provide reliable and accurate predictions for vegetable import production based on the main country of origin in 2024. The accuracy resulting from this research is 91% and the MSE level is 0.10042088158. Vegetable import production according to the main country of origin based on predicted results is expected to decline when compared with the previous year (2014-2022). These predictions provide a more detailed understanding to stakeholders such as farmers, producers, government and industry players in planning production, managing resources, allocating budgets and making effective decisions. This research also has the potential to contribute to the development of knowledge, especially in the development of more advanced and efficient prediction methods. This applies both to imported vegetable production and to other agricultural sectors, by utilizing the Levenberg-Marquardt algorithm.

Keywords: Predictions, Imports, Agricultural Products, Vegetables, Levenberg-Marquardt

Abstrak

Sayuran sangat penting sebagai sumber nutrisi bagi masyarakat dan menyediakan berbagai vitamin, mineral, serat, dan antioksidan yang diperlukan untuk menjaga kesehatan manusia. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi produksi impor tanaman sayuran menurut negara asal utama pada tahun 2024 menggunakan algoritma Levenberg-Marquardt. Pemilihan algoritma ini karena kemampuannya mengintegrasikan data historis dan informasi terkini, serta mempertimbangkan faktor risiko yang berdampak pada produksi impor sayuran. Data historis mengenai produksi impor tanaman sayuran dari negara asal utama yang dimanfaatkan mencakup periode tahun 2014 hingga 2022. Data diolah dari dokumen kepabeanan Ditjen Bea dan Cukai (PEB dan PIB) dan dikutip dari Publikasi Statistik Indonesia. Model prediksi produksi impor sayuran dievaluasi dengan menggunakan metrik tingkat akurasi. Hasil penelitian diharapkan memberikan prediksi yang handal dan akurat untuk produksi impor sayuran berdasarkan negara asal utama pada tahun 2024. Akurasi yang merupakan hasil dari penelitian ini yakni sebesar 91% dan tingkat MSE 0,10042088158. Produksi impor

sayuran menurut negara asal utama berdasarkan hasil prediksi diperkirakan akan menurun jika dikomparasi dengan tahun sebelumnya (2014-2022). Prediksi ini memberikan pemahaman yang lebih terperinci kepada pemangku kepentingan seperti petani, produsen, pemerintah, dan pelaku industri dalam merencanakan produksi, mengelola sumber daya, mengalokasikan anggaran, dan membuat keputusan yang efektif. Penelitian ini juga memiliki potensi untuk menjadi sumbangan dalam pengembangan pengetahuan, terutama dalam pengembangan metode prediksi yang lebih maju dan efisien. Hal ini berlaku baik untuk produksi impor sayuran maupun untuk sektor pertanian lainnya, dengan memanfaatkan algoritma Levenberg-Marquardt.

Kata Kunci: *Prediksi, Impor, Hasil Pertanian, Sayuran, Levenberg-Marquardt*

1. Pendahuluan

Hasil pertanian sayuran mencakup segala produk tanaman yang ditanam dan dipanen untuk tujuan konsumsi manusia [1]. Proses pertanian sayuran melibatkan serangkaian kegiatan mulai dari penanaman benih, pemeliharaan tanaman, hingga panen [2]. Faktor-faktor seperti jenis tanah, iklim, dan teknik bertani dapat memengaruhi hasil pertanian sayuran [3]. Sayuran merupakan sumber nutrisi yang penting dan menyediakan berbagai vitamin, mineral, serat, dan antioksidan yang diperlukan untuk menjaga kesehatan manusia [4]. Sementara itu, impor sayuran merujuk pada kegiatan mengenalkan atau memasukkan sayuran dari negara lain ke dalam suatu negara. Negara-negara sering melakukan impor sayuran untuk memenuhi kebutuhan konsumsi dalam negeri, terutama jika produksi lokal tidak mencukupi atau jika terdapat permintaan khusus untuk jenis sayuran tertentu yang tidak dapat ditanam secara efisien di dalam negeri [5]. Impor sayuran memiliki beberapa implikasi. Pertama, impor dapat membantu mengatasi kekurangan pasokan sayuran di pasar dalam negeri, memastikan ketersediaan dan keragaman produk untuk konsumen. Kedua, impor dapat mempengaruhi pasar dan harga domestik, terutama jika jumlah impor besar dan bersifat kompetitif terhadap produk lokal. Ketiga, impor juga dapat memperkenalkan variasi jenis sayuran yang tidak biasa di dalam negeri, memperkaya pilihan konsumen [6]. Namun, impor sayuran juga dapat menimbulkan beberapa tantangan. Ketergantungan pada impor bisa membuat suatu negara rentan terhadap fluktuasi harga global dan masalah ketidakstabilan pasokan dari negara pengekspor [7]. Selain itu, aspek keamanan pangan dan kualitas produk juga perlu diperhatikan dalam proses impor untuk memastikan keamanan konsumen. Sebagai gambaran lebih konkret, misalnya, negara A dapat mengimpor tomat dari negara B karena tomat tersebut tidak tumbuh dengan baik di dalam negeri A. Sebaliknya, negara A mungkin mengekspor brokoli ke negara B karena brokoli ditanam secara efisien dan melimpah di dalam negeri A, dengan demikian hubungan impor dan hasil pertanian sayuran mencerminkan dinamika kompleks antara kebutuhan konsumen, kondisi pertanian lokal, dan pasar global.

Impor sayuran dapat menghadapi beberapa masalah dan tantangan yang perlu diperhatikan oleh pemerintah, produsen lokal, dan konsumen. Ketergantungan yang tinggi pada impor sayuran dapat membuat suatu negara rentan terhadap fluktuasi harga global, perubahan kondisi cuaca di negara pemasok, atau masalah lain yang dapat mempengaruhi pasokan [8]. Krisis atau gangguan dalam negara pemasok dapat menyebabkan ketidakstabilan pasokan dan meningkatkan harga sayuran di dalam negeri. Impor sayuran sering kali berasal dari negara-negara yang memiliki biaya produksi yang lebih rendah atau subsidi pertanian yang tinggi. Hal ini dapat menciptakan ketidaksetaraan persaingan dengan produsen lokal yang mungkin sulit bersaing dari segi harga. Produsen lokal dapat mengalami kesulitan dalam mempertahankan pangsa pasar mereka. Impor sayuran juga membawa risiko terkait dengan kualitas dan keamanan pangan. Perbedaan standar sanitasi dan regulasi antar negara dapat menyebabkan perbedaan dalam standar keamanan pangan. Oleh karena itu, perlu ada pengawasan ketat untuk memastikan bahwa sayuran yang

diimpor memenuhi standar kesehatan dan keamanan yang berlaku di negara penerima. Ketergantungan yang berlebihan pada impor sayuran dapat mengakibatkan penurunan produksi lokal. Hal ini dapat mengancam keberlanjutan pertanian lokal dan mempengaruhi mata pencaharian petani setempat. Kehilangan keberlanjutan lokal juga dapat memperburuk ketidaksetaraan ekonomi dan sosial di tingkat lokal. Terkait hal tersebut maka prediksi tentang impor sayuran penting untuk dilakukan, dalam membantu memberikan informasi untuk perencanaan pasokan dan memastikan ketersediaan sayuran yang memadai dalam memenuhi kebutuhan konsumen, dengan memahami permintaan masa depan, pihak terkait dapat merencanakan impor yang sesuai untuk menjaga stabilitas pasar dan menghindari kekurangan pasokan. Selain itu dengan memprediksi impor sayuran, pemerintah dan pelaku bisnis dapat mengelola harga dengan lebih efektif. Prediksi yang akurat memungkinkan mereka untuk mengambil langkah-langkah preventif dalam menghadapi fluktuasi harga, sehingga dapat melindungi konsumen dari lonjakan harga yang tiba-tiba. Berdasarkan hal tersebut, untuk menghasilkan prediksi yang akurat, kami melakukan penelitian dengan menggunakan algoritma *Levenberg-Marquardt*, yang merupakan salah satu cabang ilmu dari *Machine Learning* khususnya Jaringan Saraf Tiruan. Algoritma *Levenberg-Marquardt* dirancang untuk menemukan nilai minimum lokal dari suatu fungsi kesalahan, yang dalam konteks prediksi dapat dianggap sebagai kesalahan antara nilai yang diukur dan nilai yang diprediksi oleh model. Algoritma ini sangat efektif dalam menangani masalah pemecahan persamaan nonlinier, yang sering muncul dalam model prediksi yang melibatkan fungsi matematis kompleks. *Levenberg-Marquardt* dapat digunakan untuk menyesuaikan parameter model, sehingga model tersebut memberikan hasil yang paling cocok dengan data observasional. Hal ini sangat berguna dalam situasi di mana model matematis kompleks digunakan untuk memprediksi data [9].

Penelitian yang menjadi rujukan terkait hal ini diantaranya: Penelitian untuk memprediksi jumlah kriminalitas di kota Pematangsiantar menggunakan algoritma *Levenberg-Marquardt*. Data penelitian bersumber dari Badan Reserse Kriminal (Reskrim) Polres Pematangsiantar tahun 2014-2019. Penelitian ini dianalisis menggunakan 5 model arsitektur yaitu 3-30-1, 3-31-1, 3-32-1, 3-36-1 dan 3-38-1. Berdasarkan 5 model arsitektur yang digunakan, arsitektur terbaik adalah 3-36-1 dengan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85%, dan nilai MSE sebesar 0,1465119 [10]. Penelitian berikutnya dilakukan untuk memprediksi debit melalui bendungan segitiga jambul lancip menggunakan model ANN yang dilatih dengan algoritma *Levenberg-Marquardt*. MSE dan R telah digunakan sebagai parameter statistik untuk menilai kinerja model ANN. Model ANN berakhir setelah 18 epoch dan MSE yang diperoleh untuk pelatihan, validasi, dan pengujian masing-masing adalah $8.477e-08$, $1.471e-07$ dan $1.325e-07$. Nilai R yang diperoleh untuk pelatihan, validasi dan pengujian masing-masing adalah 0,9987, 0,9973 dan 0,9962. Juga diamati bahwa perkiraan debit tetap berada dalam kisaran $\pm 5\%$ dari nilai debit eksperimental. Hasil kinerja model cukup menggembirakan dan konklusif, dan model JST yang dikembangkan dapat digunakan untuk memprediksi debit air di bendungan segitiga jambul lancip secara tepat [11]. Penelitian berikutnya menggunakan algoritma optimasi *Levenberg-Marquardt* dalam membuat model yang optimal untuk penjadwalan daya efektif. penelitian yang disajikan bermaksud untuk membawa kemajuan metode yang berpusat pada ANN untuk penjadwalan beban. Metode optimasi ini memerlukan lebih banyak memori dan lebih sedikit waktu implementasi. Hasil dari algoritma ini mengungkapkan bahwa sistem yang disajikan sangat efektif ketika mengerjakan kumpulan data yang sangat besar berdasarkan RMSE dan MSE. Kinerja sistem secara keseluruhan adalah 97,88% [12]. Selanjutnya penelitian menggunakan *Levenberg-Marquardt* untuk memprediksi curah hujan bulanan berdasarkan parameter cuaca. Perfoma kinerja terbaik suatu model diukur dari nilai MSE atau *Mean Square Error*. Hasil yang diperoleh bahwa Jaringan dengan komposisi data 90% data input, 10% data

output dan jumlah neuron 25 pada hidden layer merupakan arsitektur terbaik dengan nilai MSE 0,029 [13].

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya pada masalah prediksi impor hasil pertanian tanaman sayuran menggunakan metode *Levenberg-Marquardt*. Prediksi impor sayuran memberikan dasar bagi pemerintah untuk merancang kebijakan perdagangan dan pertanian yang bijaksana. Informasi ini membantu dalam menetapkan kebijakan yang mendukung pertanian lokal, melindungi kepentingan konsumen, dan memastikan keberlanjutan ekonomi nasional. Melalui prediksi impor, pelaku bisnis dapat mengelola rantai pasok dengan lebih efisien, baik pengaturan logistik, manajemen stok, dan koordinasi dengan pemasok asing, sehingga dapat mengoptimalkan efisiensi dan mengurangi risiko terkait pasokan.

2. Metodologi Penelitian

2.1. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan adalah data kuantitatif, berupa data Produksi Impor Sayuran Menurut Negara Asal Utama. Data yang tersedia adalah data tahun 2010-2022, tetapi kami menggunakan data terbaru yang lebih relevan, yakni dari tahun 2014-2022, dengan kata lain data tahun 2010-2013 tidak kami gunakan. Data tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Produksi Impor Sayuran Menurut Negara Asal Utama

Negara Asal	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Berat Bersih : 000 Kg									
Tiongkok	557.605,2	547.529,7	499.265,4	564.813,7	603.859,2	520.367,1	631.337,4	645.580,3	622.776,4
Myanmar	60.983,0	31.317,8	35.400,0	44.362,2	47.004,2	49.265,9	72.822,2	90.962,5	63.748,4
India	68.495,0	16.843,9	48.211,4	109.874,8	69.353,1	67.598,6	75.738,9	50.133,3	34.356,8
Selandia Baru	24.266,4	21.465,1	33.858,6	38.106,6	28.653,1	27.340,6	39.278,6	55.643,5	131.421,1
Australia	32.457,2	17.895,7	34.063,5	21.558,6	27.874,6	18.781,5	19.589,0	26.551,1	26.030,2
Amerika Serikat	12.897,2	15.091,9	7.878,2	8.402,6	6.672,3	6.192,9	6.670,0	12.933,9	9.600,0
Belanda	13.132,9	16.718,4	23.156,2	21.749,3	26.999,1	9.431,5	9.639,7	24.559,2	3.780,1
Ethiopia	23.242,0	10.977,9	23.453,9	24.546,0	37.228,2	25.584,0	22.170,9	17.207,4	35.014,4
Jerman	6.617,6	13.570,2	20.276,8	25.039,0	14.032,0	13.207,8	16.944,7	12.507,9	21.974,3
Kanada	22.595,0	17.281,9	18.210,0	16.880,7	17.006,4	12.035,9	12.229,6	9.479,8	9.200,3
Lainnya	62.704,5	29.311,0	31.655,6	33.441,4	26.107,0	20.572,4	13.214,2	23.944,2	43.358,7
Jumlah	884.996,0	738.003,5	775.429,6	908.774,9	904.789,2	770.378,2	919.635,2	969.503,1	1.001.260,7

Sumber: Badan Pusat Statistik Indonesia [14]

2.2. Algoritma *Levenberg-Marquardt*

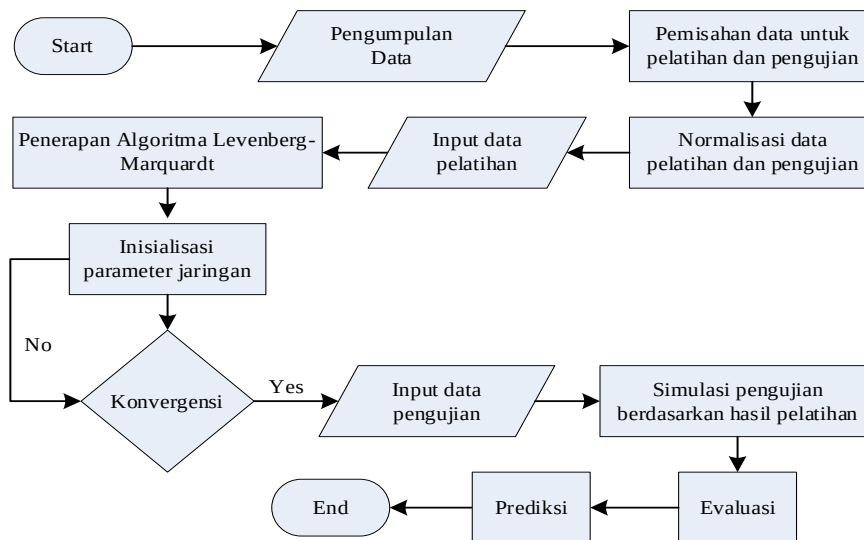
Algoritma *Levenberg-Marquardt* merupakan salah satu algoritma Jaringan Saraf Tiruan. Algoritma ini berfungsi melatih jaringan dengan memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan optimasi *Levenberg-Marquardt*. Teknik ini sering kali merupakan algoritma propagasi mundur tercepat, dan sangat direkomendasikan sebagai algoritma terawasi pilihan pertama, meskipun algoritma ini memerlukan lebih banyak memori dibandingkan algoritma lainnya. Seperti metode kuasi-Newton, algoritma *Levenberg-Marquardt* dirancang untuk mendekati kecepatan pelatihan orde kedua tanpa harus menghitung matriks Hessian. Ketika fungsi kinerja berbentuk jumlah kuadrat (seperti yang biasa terjadi dalam pelatihan jaringan *feedforward*). Pelatihan terjadi berdasarkan parameter pelatihan *trainlm* [15], dengan nilai default sebagai berikut:

Fungsi Parameter	Keterangan
<i>net.trainParam.epochs</i>	→ Jumlah maksimum epoch untuk dilatih. Nilai defaultnya adalah 1000.
<i>net.trainParam.goal</i>	→ Sasaran kinerja. Nilai defaultnya adalah 0.
<i>net.trainParam.max_fail</i>	→ Kegagalan validasi maksimum. Nilai defaultnya adalah 6.
<i>net.trainParam.min_grad</i>	→ Gradien kinerja minimum. Nilai defaultnya adalah 1e-7.
<i>net.trainParam.mu</i>	→ Awal mu. Nilai defaultnya adalah 0.001.
<i>net.trainParam.mu_dec</i>	→ Faktor penurunan untuk mu. Nilai defaultnya adalah 0.1.
<i>net.trainParam.mu_inc</i>	→ Faktor peningkatan untuk mu. Nilai defaultnya adalah 10.

Fungsi Parameter	Keterangan
<code>net.trainParam.mu_max</code>	→ Nilai maksimum untuk <code>mu</code> . Nilai defaultnya adalah <code>1e10</code> .
<code>net.trainParam.show</code>	→ Epochs antar tampilan (NaN tanpa tampilan). Nilai defaultnya adalah 25.
<code>net.trainParam.showCommandLine</code>	→ Hasilkan keluaran baris perintah. Nilai defaultnya adalah false.
<code>net.trainParam.showWindow</code>	→ Tampilkan GUI pelatihan. Nilai defaultnya adalah true.
<code>net.trainParam.time</code>	→ Waktu maksimum untuk berlatih dalam hitungan detik. Nilai defaultnya adalah inf.

2.3. Diagram Alir Penelitian

Diagram alir penelitian yang terdapat pada Gambar 1 digunakan untuk menangani tantangan dalam prediksi produksi sayuran berdasarkan negara asal utama dengan menerapkan algoritma *Levenberg-Marquardt*.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Tahap awal melibatkan pengumpulan dataset penelitian, yang terinci dalam Tabel 1. Setelah itu, dataset penelitian dipisahkan menjadi dua bagian, yakni data pelatihan dan data pengujian. Langkah selanjutnya berfokus pada normalisasi data pelatihan dan pengujian, dilakukan dengan memanfaatkan rumus persamaan (1) [16]–[24].

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

Penjelasan :

- x' : Data hasil transformasi
- x : Data yang akan di normalisasi
- a : Dataset dengan nilai terkecil
- b : Dataset dengan nilai terbesar
- $0.1 / 0.8$: Rumus default untuk normalisasi

Setelah data pelatihan di normalisasi, langkah selanjutnya adalah memasukkan data tersebut ke dalam aplikasi Matlab 2011b untuk diproses. Proses ini melibatkan pembuatan jaringan saraf *multi-layer* menggunakan input data pelatihan dan menerapkan metode dengan algoritma *Levenberg-Marquardt*, dalam pembuatan jaringan saraf *multi-layer* ini, fungsi *tansig* dan *logsig* digunakan. Tahap berikutnya melibatkan inisialisasi parameter jaringan berdasarkan fungsi pelatihan yang digunakan, yaitu *trainlm*. Setelah itu, perintah dimasukkan untuk melakukan proses pelatihan dan mengevaluasi hasil performa. Jika hasil pelatihan mencapai konvergensi, maka langkah selanjutnya adalah memasukkan data pengujian yang sudah dinormalisasi. Namun, jika hasil pelatihan belum mencapai konvergensi, maka proses kembali ke tahap inisialisasi parameter jaringan. Selanjutnya,

simulasi data uji dilakukan berdasarkan hasil pelatihan. Setelah semua tahap selesai, langkah terakhir adalah melakukan evaluasi untuk menentukan model arsitektur terbaik berdasarkan tingkat akurasi tertinggi. Pada akhirnya, prediksi produksi sayuran menurut negara asal utama untuk tahun 2023 dan 2024 dilakukan.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Normalisasi Data

Pada Tabel 1 yang telah dibahas sebelumnya, data akan dipecah menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Pada data pelatihan, rentang tahun 2014-2020 digunakan sebagai *input*, sedangkan tahun 2021 dijadikan sebagai target (*output*). Sebaliknya untuk data pengujian, rentang tahun 2015-2021 menjadi *input*, dan tahun 2022 sebagai target (*output*). Proses berikutnya melibatkan normalisasi dengan menerapkan rumus persamaan (2) yang telah dijelaskan sebelumnya. Hasil normalisasi dapat ditemukan pada Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Normalisasi Data Training Berdasarkan Tabel 1

Asal Negara	Impor Sayuran (Berat Bersih : 000 Kg)							Target (2021)
	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
1	0,7899	0,7773	0,7169	0,7989	0,8478	0,7433	0,8822	0,9000
2	0,1686	0,1314	0,1365	0,1478	0,1511	0,1539	0,1834	0,2061
3	0,1780	0,1133	0,1526	0,2297	0,1790	0,1768	0,1870	0,1550
4	0,1226	0,1191	0,1346	0,1399	0,1281	0,1265	0,1414	0,1619
5	0,1329	0,1146	0,1349	0,1192	0,1271	0,1158	0,1168	0,1255
6	0,1084	0,1111	0,1021	0,1028	0,1006	0,1000	0,1006	0,1084
7	0,1087	0,1132	0,1212	0,1195	0,1260	0,1041	0,1043	0,1230
8	0,1213	0,1060	0,1216	0,1230	0,1388	0,1243	0,1200	0,1138
9	0,1005	0,1092	0,1176	0,1236	0,1098	0,1088	0,1135	0,1079
10	0,1205	0,1139	0,1150	0,1134	0,1135	0,1073	0,1076	0,1041
11	0,1707	0,1289	0,1319	0,1341	0,1249	0,1180	0,1088	0,1222

Tabel 3. Normalisasi Data Testing Berdasarkan Tabel 1

Asal Negara	Impor Sayuran (Berat Bersih : 000 Kg)							Target (2022)
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	
1	0,7778	0,7176	0,7993	0,8480	0,7439	0,8822	0,9000	0,8716
2	0,1343	0,1394	0,1506	0,1539	0,1567	0,1861	0,2087	0,1748
3	0,1163	0,1554	0,2322	0,1817	0,1795	0,1897	0,1578	0,1381
4	0,1220	0,1375	0,1428	0,1310	0,1294	0,1442	0,1646	0,2591
5	0,1176	0,1377	0,1222	0,1300	0,1187	0,1197	0,1284	0,1277
6	0,1141	0,1051	0,1058	0,1036	0,1030	0,1036	0,1114	0,1073
7	0,1161	0,1242	0,1224	0,1289	0,1070	0,1073	0,1259	0,1000
8	0,1090	0,1245	0,1259	0,1417	0,1272	0,1229	0,1167	0,1389
9	0,1122	0,1206	0,1265	0,1128	0,1118	0,1164	0,1109	0,1227
10	0,1168	0,1180	0,1163	0,1165	0,1103	0,1105	0,1071	0,1068
11	0,1318	0,1347	0,1370	0,1278	0,1209	0,1118	0,1251	0,1493

3.2. Analisis Model Arsitektur

Tidak ada panduan yang baku pada algoritma Jaringan Saraf Tiruan mengenai cara menetapkan model arsitektur yang optimal. Semua harus melibatkan upaya percobaan dan kesalahan, yang berarti terus menerus menguji berbagai model hingga menemukan atau mendapatkan model terbaik. Dalam rangkaian penelitian ini, terdapat tiga arsitektur jaringan yang akan dievaluasi, yaitu: 7-7-1, 7-14-1, dan 7-21-1. Setiap model akan menjalani proses pelatihan dan pengujian menggunakan Matlab2011b. Hasil dari eksperimen tersebut terdokumentasikan dalam Tabel 4, Tabel 5, dan Tabel 6.

Tabel 4. Hasil Analisis *Training* dan *Testing* Model 7-7-1

Hasil Training					Hasil Testing				
AN	Tr	Op	Er	SSE	Tr	Op	Er	SSE	Ak
1	0,9000	0,9000	0,0000	0,000000000000	0,8716	0,4269	0,4447	0,19773592586	0
2	0,2061	0,2061	0,0000	0,00000000133	0,1748	0,2376	-0,0628	0,00395010780	1
3	0,1550	0,1550	0,0000	0,00000000048	0,1381	0,3424	-0,2043	0,04173290528	1
4	0,1619	0,1619	0,0000	0,00000000076	0,2591	0,2755	-0,0164	0,00026883796	1
5	0,1255	0,1255	0,0000	0,00000000078	0,1277	0,1973	-0,0696	0,00483934311	1
6	0,1084	0,1084	0,0000	0,00000000118	0,1073	0,0940	0,0133	0,00017568096	0
7	0,1230	0,1230	0,0000	0,00000000041	0,1000	0,1402	-0,0402	0,00161604000	1
8	0,1138	0,1138	0,0000	0,00000000035	0,1389	0,1471	-0,0082	0,00006669396	1
9	0,1079	0,1079	0,0000	0,00000000000	0,1227	0,1361	-0,0134	0,00018012436	1
10	0,1041	0,1041	0,0000	0,00000000016	0,1068	0,1107	-0,0039	0,00001555320	1
11	0,1222	0,1222	0,0000	0,00000000011	0,1493	0,1886	-0,0393	0,00154178095	1
			JS	0,00000000554			JS	0,25212299345	82%
			MSE	0,00000000050			MSE	0,02292027213	

Tabel 5. Hasil Analisis *Training* dan *Testing* Model 7-14-1

Hasil Training					Hasil Testing				
AN	Tr	Op	Er	SSE	Tr	Op	Er	SSE	Ak
1	0,9000	0,9000	0,0000	0,00000000000	0,8716	0,9361	-0,0645	0,00416346543	1
2	0,2061	0,2061	0,0000	0,00000000133	0,1748	0,7323	-0,5575	0,31086187210	1
3	0,1550	0,1550	0,0000	0,00000000048	0,1381	0,9884	-0,8503	0,72298684571	1
4	0,1619	0,1619	0,0000	0,00000000076	0,2591	0,4552	-0,1961	0,03845375061	1
5	0,1255	0,1255	0,0000	0,00000000078	0,1277	0,2516	-0,1239	0,01534263416	1
6	0,1084	0,1084	0,0000	0,00000000118	0,1073	0,0834	0,0239	0,00056903572	0
7	0,1230	0,1230	0,0000	0,00000000041	0,1000	0,1321	-0,0321	0,00103041000	1
8	0,1138	0,1138	0,0000	0,00000000035	0,1389	0,1968	-0,0579	0,00334854771	1
9	0,1079	0,1079	0,0000	0,00000000000	0,1227	0,1871	-0,0644	0,00415007061	1
10	0,1041	0,1041	0,0000	0,00000000016	0,1068	0,1267	-0,0199	0,00039775333	1
11	0,1222	0,1222	0,0000	0,00000000011	0,1493	0,2070	-0,0577	0,00332531204	1
			JS	0,00000000554			JS	1,10462969742	91%
			MSE	0,00000000050			MSE	0,10042088158	

Tabel 6. Hasil Analisis *Training* dan *Testing* Model 7-21-1

Hasil Training					Hasil Testing				
AN	Tr	Op	Er	SSE	Tr	Op	Er	SSE	Ak
1	0,9000	0,9000	0,0000	0,00000000000	0,8716	0,9547	-0,0831	0,00690975250	1
2	0,2061	0,0000	0,2061	0,04246217538	0,1748	0,0000	0,1748	0,03053760337	0
3	0,1550	0,0000	0,1550	0,02401821903	0,1381	0,0000	0,1381	0,01907538540	0
4	0,1619	0,0000	0,1619	0,02620269770	0,2591	0,0000	0,2591	0,06713473827	0
5	0,1255	0,0000	0,1255	0,01574325581	0,1277	0,0000	0,1277	0,01631613129	0
6	0,1084	0,0000	0,1084	0,01175800245	0,1073	0,0000	0,1073	0,01150352124	0
7	0,1230	0,0000	0,1230	0,01512404868	0,1000	0,0000	0,1000	0,01000000000	0
8	0,1138	0,0000	0,1138	0,01294618794	0,1389	0,0000	0,1389	0,01930247929	0
9	0,1079	0,0000	0,1079	0,01164269336	0,1227	0,0000	0,1227	0,01505012682	0
10	0,1041	0,0000	0,1041	0,01083942546	0,1068	0,0000	0,1068	0,01139689605	0
11	0,1222	0,0000	0,1222	0,01493537808	0,1493	0,0000	0,1493	0,02230078732	0
			JSSE	0,18567208389			JSSE	0,22952742153	9%
			MSE	0,01687928035			MSE	0,02086612923	

AN = Data Asal Negara

Tr = Target

Op = Nilai Output

Er = Nilai Error

SSE = Nilai Sum Square Error

JSSE = Jumlah SSE

MSE = Nilai Mean Square Error

Ak = Akurasi dalam %

Berdasarkan hasil latihan dan uji coba pada Tabel 4, Tabel 5, dan Tabel 6, dapat dijelaskan sebagai berikut:

Tr = Dihasilkan dari proses normalisasi menggunakan persamaan (2) dengan bantuan Microsoft Excel

Op = Diperoleh melalui perhitungan menggunakan Matlab2011b

Er = Dihasilkan dari pengurangan antara nilai Target dan Output

SSE = Diperoleh dari perhitungan kuadrat galat (Error)

JSSSE = Merupakan total dari semua SSE

MSE = Dihitung dengan membagi jumlah SSE dengan jumlah dataset, yang dalam penelitian ini sebanyak 11

Ak = Mengacu pada nilai 1 (true) dan 0 (false). Nilai 1 diberikan jika nilai Error kurang atau sama dengan 0,009. Sebaliknya, nilai akan menjadi 0. Nilai 0,009 dijadikan sebagai target Error dalam penelitian ini.

3.3. Pemilihan Arsitektur Terbaik

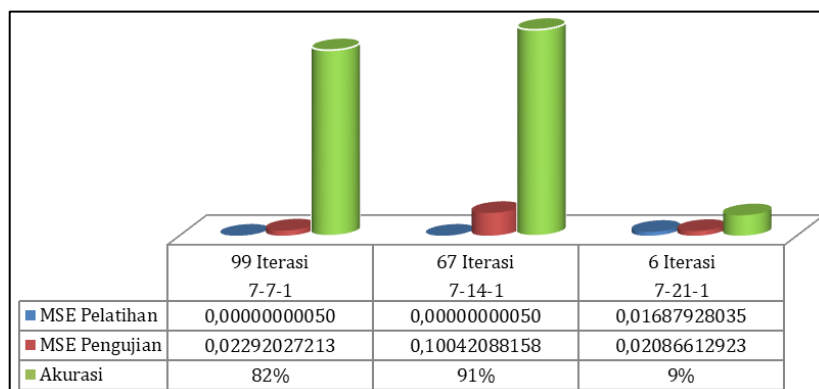
Merujuk pada presentasi hasil pelatihan dan pengujian yang tersaji dalam Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5, yang merupakan *output* dari evaluasi masing-masing model arsitektur jaringan yang diterapkan dalam penelitian ini, langkah berikutnya adalah menentukan model terbaik dari setiap arsitektur yang telah digunakan. Perbandingan kinerja model-model tersebut dapat diakses melalui informasi yang tersaji dalam Tabel 6.

Tabel 7. Perbandingan Model Arsitektur

Algoritma Levenberg-Marquardt					
Model	Iterasi (Epoch)	MSE Training	MSE Testing	Target Error	Akurasi
7-7-1	99 Iterasi	0,00000000050	0,02292027213	0,009	82%
7-14-1	67 Iterasi	0,00000000050	0,10042088158		91%
7-21-1	6 Iterasi	0,01687928035	0,02086612923		9%

Tabel 7 merupakan analisis perbandingan dari masing-masing model arsitektur yang digunakan. Hasilnya model arsitektur 7-14-1 merupakan model arsitektur terbaik memiliki tingkat akurasi tertinggi, yakni sebesar 91%. Sedangkan model 7-8-1 menghasilkan akurasi sebesar 82%, dan 7-21-1 menghasilkan akurasi terkecil sebesar 9%.

Pada Gambar 2 berikut ini merupakan grafik dari hasil model arsitektur yang digunakan. Dua model yang digunakan (7-7-1 dan 7-21-1) pada penelitian ini tidak terlalu berbeda jauh nilai MSE (*Mean Square Error*) pengujian yang dihasilkan, akan tetapi terjadi *overfitting* pada model 7-21-1. Sedangkan untuk akurasi lebih tinggi model 7-71, sebesar 82% dibanding 9%. Model 7-14-1 merupakan model yang terbaik dengan akurasi tertinggi yakni sebesar 91%, walaupun nilai MSE pengujian lebih tinggi dibandingkan model lain nya, akan tetapi stabil dan tidak terjadi *overfitting*.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Model Arsitektur

3.4. Prediksi Produksi Sayuran

Prediksi diperoleh dan diproses berdasarkan model arsitektur terbaik, yakni model 7-14-1 dengan menggunakan rumus persamaan (2) [25]–[27].

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

Penjelasan :

x = Target Prediksi

a = Data Nilai Terendah

b = Data Nilai Tertinggi

0.1 dan 0.8 = Nilai default untuk Proses Prediksi

Tabel 8. Perbandingan Impor Sayuran Sebelumnya dan Hasil Prediksi

No	Asal Negara	Impor Sebelumnya (000 Kg)				Hasil Prediksi	
		2019	2020	2021	2022	2023	2024
1	Tiongkok	520.367,1	631.337,4	645.580,3	622.776,4	600.802,0	559.159,8
2	Myanmar	49.265,9	72.822,2	90.962,5	63.748,4	61.656,3	57.586,7
3	India	67.598,6	75.738,9	50.133,3	34.356,8	33.259,8	31.168,5
4	Selandia Baru	27.340,6	39.278,6	55.643,5	131.421,1	126.883,0	118.259,1
5	Australia	18.781,5	19.589,0	26.551,1	26.030,2	25.212,8	23.705,7
6	Amerika Serikat	6.192,9	6.670,0	12.933,9	9.600,0	9.428,4	9.004,0
7	Belanda	9.431,5	9.639,7	24.559,2	3.780,1	3.780,1	3.780,1
8	Ethiopia	25.584,0	22.170,9	17.207,4	35.014,4	33.878,8	31.765,5
9	Jerman	13.207,8	16.944,7	12.507,9	21.974,3	21.344,1	20.123,6
10	Kanada	12.035,9	12.229,6	9.479,8	9.200,3	9.041,6	8.705,5
11	Lainnya	20.572,4	13.214,2	23.944,2	43.358,7	41.925,7	39.228,3
Jumlah		770.378,2	919.635,2	969.503,1	1.001.260,7	967.212,7	902.486,7

Berdasarkan Tabel 8 dapat dilihat perbandingan antara produksi impor hasil tanaman sayuran sebelumnya (tahun 2019 hingga tahun 2022) dan berdasarkan hasil prediksi (tahun 2023 dan tahun 2024) yang secara garis besar kemungkinan akan terjadi penurunan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijabarkan, algoritma *Levenberg-Marquardt* pada model 7-14-1 mampu melakukan prediksi dengan cukup baik, karena memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi dibandingkan kedua model yang lain, yakni sebesar 91% (Margin error 9%), walaupun nilai MSE pengujian nya lebih besar, tetapi lebih stabil dan tidak terjadi *overfitting*. Berdasarkan hasil penelitian, produksi impor hasil tanaman sayuran untuk tahun 2024 di prediksi akan menurun jika dibandingkan tahun-tahun sebelumnya (2019-2023). Hasil evaluasi model memberikan pandangan lebih lanjut tentang keakuratan prediksi, dan dengan menilai tingkat akurasi terbaik pada penelitian ini dapat memberikan pandangan dan informasi tentang model arsitektur terbaik untuk digunakan dalam prediksi produksi impor hasil pertanian sayuran, untuk tahun-tahun mendatang. Secara keseluruhan penelitian ini memberikan sumbangan berharga dalam mengembangkan metode prediksi impor hasil pertanian, dengan fokus pada tanaman sayuran. Penelitian ini juga dapat menjadi dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam pemodelan prediksi impor di sektor pertanian untuk tanaman lain nya.

Daftar Pustaka

- [1] N. C. Rahayu, P. A. Erviyanti, N. Yulianti, and D. Atasa, 'Alur proses produksi sayur organik pada cv. raja mayur', *Jurnal Agro Indragiri*, vol. 9, no. 2, pp. 58–65, 2023, doi: 10.32520/jai.v9i2.2701.
- [2] L. Noersanti, J. Juniarti, S. Almurni, A. Akhmadi, and G. S. Bramanta, 'Pelatihan Budidaya Tanaman Hydroponic', *PROGRESIF: Jurnal Pengabdian Komunitas*

- Pendidikan*, vol. 4, no. 1, pp. 19–26, 2024, doi: 10.36406/progresif.v4i1.1316.
- [3] M. Tanjung and R. Sobari, 'Faktor-faktor yang Mempengaruhi Keputusan Petani dalam Memilih Varietas Ubi Cilembu', *Tabela Jurnal Pertanian Berkelanjutan*, vol. 1, no. 2, pp. 32–44, 2023, doi: 10.56211/Tabela.v1i2.263.
 - [4] F. R. Blongkod and A. Arpin, 'Analysis of Dieting, Intake and Nutritional Status of Bina Mandiri Gorontalo University Students During Pandemic', *Jurnal Gizi dan Kesehatan*, vol. 14, no. 2, pp. 177–190, 2022, doi: 10.35473/jgk.v14i2.285.
 - [5] M. P. Maharani, N. Hana, G. Taruli, and Z. P. Dianty, 'Analisis Impor Komoditi Buah dan Sayuran China di Indonesia 2018 - 2022', *ARMADA : Jurnal Penelitian Multidisplin*, vol. 1, no. 12, pp. 1490–1497, 2023, doi: 10.55681/armada.v1i12.1101.
 - [6] W. Mohammad and N. R. Maulidiyah, 'Sayuran Impor dan Kelaparan di Indonesia: Analisis Korelasi dan Implikasinya', *Triwikrama: Jurnal Multidisiplin Ilmu Sosial*, vol. 1, no. 1, pp. 187–193, 2023, doi: 10.6578/tjmis.v1i3.68.
 - [7] I. Maria, L. Vierke, and S. Ahmar, 'Analisis Intra Industry Trade Pada Industri Refrigerators Pada 10 Partner Dagang Indonesia', *Prosiding Seminar Nasional Manajemen Industri dan rantai Pasok*, vol. 4, no. 1, pp. 27–34, 2023.
 - [8] A. A. Asriadi, Firmansyah, and N. Husain, 'Analisis Pengaruh Harga Kebutuhan Pangan Pasar Tradisional Terhadap Inflasi Di Kota Makassar', *Jurnal Agribis*, vol. 16, no. 1, pp. 2054–2071, 2023, doi: 10.36085/agribis.v16i1.4652.
 - [9] J. Saintikom, J. Sains, M. Informatika, A. Sindar, F. Ginting, and S. Ramen, 'Diagnosa Penyakit Mata Berdasarkan Citra Ocular Disease Intelligent Recognition (ODIR) Dengan Gabor Filter Klasifikasi Levenberg-Marquardt', *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, vol. 22, no. 2, pp. 432–439, 2023.
 - [10] W. T. C. Gultom, A. Wanto, I. Gunawan, M. R. Lubis, and I. O. Kirana, 'Application of The Levenberg Marquardt Method In Predict The Amount of Criminality in Pematangsiantar City', *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 21–29, 2021, doi: 10.47709/cnahpc.v3i1.926.
 - [11] M. S. Ali, M. Ayaz, and T. Mansoor, 'Prediction of discharge through a sharp-crested triangular weir using ANN model trained with Levenberg–Marquardt algorithm', *Modeling Earth Systems and Environment*, vol. 8, no. 1, pp. 1405–1417, 2022, doi: 10.1007/s40808-021-01167-8.
 - [12] V. M. Joy, J. John, and S. Krishnakumar, 'Optimal Model for Effective Power Scheduling using Levenberg-Marquardt Optimization Algorithm', *SSRG International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 9, no. 10, pp. 1–6, 2022, doi: 10.14445/23488379/IJEEE-V9I10P101.
 - [13] Setiyaris, M. A. Hariyadi, and C. Crysdian, 'Prediksi Curah Hujan Bulanan Berdasarkan Parameter Cuaca Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Levenberg Marquardt', *Journal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 3, pp. 1125–1133, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6328.
 - [14] BPS, 'Impor Sayuran Menurut Negara Asal Utama, 2010-2022', *Publikasi Statistik Indonesia*, 2023. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/1/MjAwOSMx/imporsayuran-menurut-negara-asal-utama--2010-2022.html> (accessed Dec. 30, 2023).
 - [15] MathWorks, 'trainlm Levenberg-Marquardt backpropagation', © 1994-2023 The MathWorks, Inc, 2023. <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html> (accessed Dec. 30, 2023).
 - [16] P. Parulian *et al.*, 'Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 012033, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012033.

- [17] 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', vol. 1, no. 4, pp. 126–134, 2022.
- [18] 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. 012023, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012023.
- [19] 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, doi: 10.47065/jimat.v2i3.170.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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, p. 012115, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012115.
- [23] 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, doi: 10.26877/jiu.v4i2.2423.
- [24] A. Wanto and J. T. Hardinata, 'Estimations of Indonesian poor people as poverty reduction efforts facing industrial revolution 4.0', *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, p. 012114, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012114.
- [25] 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, doi: 10.15575/join.
- [26] S. Aisyah, Z. Zulkifli, and P. A. Cakranegara, 'Penerapan Algoritma Bayesian Regulation untuk Estimasi Posisi Cadangan Devisa Indonesia', *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 4, pp. 205–211, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i4.2170.
- [27] Safruddin, E. Efendi, R. M. Ch, and A. Wanto, 'Pemanfaatan Algoritma BFGS Quasi-Newton untuk Melihat Potensi Perkembangan Luas Tanaman Kopi di Pulau Sumatera', *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 473–483, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5524.