

Pemanfaatan Algoritma Fletcher-Reeves untuk Penentuan Model Prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC

Ni Luh Wiwik Sri Rahayu Ginantra^{1,*}, Achmad Daengs GS², Silfia Andini³, Anjar Wanto⁴

¹ Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia, Denpasar, Indonesia

² Universitas 45 Surabaya, Surabaya, Indonesia

³ Universitas Putra Indonesia YPTK, Padang, Indonesia

⁴ STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: ^{1,*}wiwik@stiki-indonesia.ac.id, ²adaengsgs@univ45sby.ac.id, ³silfiaandini68@upiypk.ac.id,

⁴anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id,

Email Penulis Korespondensi: wiwik@stiki-indonesia.ac.id

Submitted: 24/03/2022; Accepted: 30/03/2022; Published: 31/03/2022

Abstrak—Algoritma Conjugate gradient *Fletcher-Reeves* menurut beberapa literatur merupakan metode optimasi yang cocok bila disandingkan dengan metode back-propagation, Karena metode ini mampu mempercepat waktu pelatihan untuk mencapai nilai minimum konvergen. Oleh karena itu tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuktikan apakah algoritma tersebut memiliki kinerja yang baik dan mampu memberikan hasil konvergensi yang efisien apabila digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi pada kasus nilai ekspor menurut golongan Standard International Trade Classification (SITC). Hasil penelitian ini berupa model prediksi yang dapat digunakan dan dikembangkan untuk melakukan prediksi dalam melihat perkembangan nilai ekspor golongan SITC berdasarkan mata uang US Dolar. Data penelitian diambil dari website Badan Pusat Statistik tahun 2010-2020. Model prediksi yang akan dianalisis menggunakan algoritma *Fletcher-Reeves* diantaranya: 5-20-1, 5-25-1 dan 5-30-1, dengan fungsi aktivasi *tansig* dan *logsig*. Berdasarkan analisis yang dilakukan melalui perhitungan excel dari proses pelatihan dan pengujian menggunakan aplikasi Matlab-2011b, diperoleh hasil bahwa model jaringan 5-25-1 merupakan model yang terbaik dengan nilai performance atau Mean Square Error sebesar 0,00287273 di bandingkan empat model yang lainnya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma *Fletcher-Reeves* terbukti mampu menghasilkan konvergensi yang lebih cepat, terlihat dari epoch yang dihasilkan dari masing-masing model tidak terlalu besar dan waktu yang diperlukan relatif singkat.

Kata Kunci: Fletcher-Reeves; Conjugate Gradient; Model Prediksi; ANN; SITC

Abstract—Conjugate gradient *Fletcher-Reeves* algorithm, according to some literature, is an optimization method that is suitable when juxtaposed with the backpropagation method because this method can speed up the training time to achieve a minimum convergence value. Therefore, this study aims to prove whether the algorithm has good performance and can provide efficient convergence results when used to solve prediction problems in the case of export values according to the Standard International Trade Classification (SITC) class. The results of this study are a predictive model that can be used and developed to make predictions in seeing the development of the export value of the SITC class based on the US Dollar currency. The research data was taken from the website of the Central Statistics Agency for 2010-2020. Prediction models that will be analyzed using the *Fletcher-Reeves* algorithm include 5-20-1, 5-25-1, and 5-30-1, with the activation functions of *tansig* and *logsig*. Based on the analysis carried out through excel calculations from the training and testing process using the Matlab-2011b application, the results obtained that the 5-25-1 network model is the best model with a performance value or Mean Square Error 0.00287273 compared to the other four models. So it can be concluded that the *Fletcher-Reeves* algorithm is proven to produce faster convergence; it can be seen from the epoch generated from each model that it is not too large and the time required is relatively short.

Keywords: *Fletcher-Reeves*; Conjugate Gradient; Prediction Model; ANN; SITC

1. PENDAHULUAN

Conjugate gradient merupakan algoritma yang banyak dimanfaatkan untuk menyelesaikan masalah numerik dari persamaan sistem linear tertentu, yaitu matriks yang bernilai positif dan simetris [1]. Algoritma ini juga sering diterapkan untuk melakukan proses perulangan terhadap sekelompok instruksi di mana perulangan tersebut akan berhenti jika batasan syarat sudah tidak terpenuhi (algoritma iteratif), terutama untuk penyebaran sistem yang terlalu besar untuk ditangani oleh implementasi langsung atau metode langsung lainnya seperti dekomposisi *Cholesky*. Penyebaran Sistem sering muncul ketika memecahkan persamaan diferensial parsial atau masalah optimasi secara numerik. Algoritma *Conjugate gradient* juga dapat digunakan untuk memecahkan masalah optimasi yang tidak terbatas [2]. Algoritma *Conjugate gradient* biasanya jauh lebih efisien daripada metode berbasis *gradient descent*, karena waktu penyelesaian yang lebih cepat dan iterasi yang tidak terlalu banyak [3]. Secara umum Algoritma Conjugate gradient terdiri dari tiga metode yaitu *Fletcher-Reeves* (CGF) [4], *Polak-Ribiere* (CGP) [5], dan *Fletcher-Reeves Restarts* (CGB) [6]. Setiap metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing tergantung kasus/pola data yang ingin diselesaikan. Akan tetapi pada penelitian ini hanya akan membahas Conjugate gradient *Fletcher-Reeves* dan menjelaskan fungsi dan parameter - parameter yang akan digunakan berdasarkan Tools Matlab-2011b. Karena pada tahap akhir nanti akan dilakukan pengujian dengan menggunakan aplikasi Matlab-2011b.

Algoritma Conjugate gradient *Fletcher-Reeves* menurut beberapa literatur merupakan metode optimasi yang cocok bila disandingkan dengan metode backpropagation, karena metode ini mampu mempercepat waktu pelatihan untuk mencapai nilai minimum konvergen [7]. Oleh karena itu tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuktikan apakah algoritma tersebut memiliki kinerja yang baik dan mampu memberikan hasil konvergensi yang efisien apabila digunakan untuk menyelesaikan masalah prediksi pada kasus nilai ekspor menurut golongan Standard International



Trade Classification (SITC). Pembuktian algoritma ini menggunakan model prediksi yang dilakukan uji coba dengan melihat performance dari masing-masing model yang digunakan dengan parameter-parameter yang telah ditentukan. Dataset penelitian yang digunakan merupakan data nilai ekspor di Indonesia menurut golongan Standard International Trade Classification (SITC) dalam satuan US dolar yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Indonesia, yang terdiri dari: 1. Bahan makanan dan binatang hidup, 2. Minuman dan tembakau, 3. Bahan-bahan mentah, tidak untuk dimakan, 4. Bahan bakar pelikan, bahan penyemir dan bahan-bahan yang berkenaan dengan itu, 5. Lemak serta minyak hewan dan nabati, 6. Bahan-bahan kimia, 7. Barang-barang buatan pabrik dirinci menurut bahan, 8. Mesin dan alat pengangkutan, 9. Berbagai jenis barang buatan pabrik, dan 10. Barang-barang transaksi tidak dirinci [8]. Ekspor pada suatu negara merupakan salah satu variabel yang menunjukkan seberapa kuat posisi negara pada perdagangan internasional antar negara. Ekspor merupakan motor penggerak bagi pertumbuhan ekonomi [9], karena beberapa alasan, diantaranya (1) ekspor menyebabkan penggunaan penuh sumber domestik sesuai keunggulan komparatif, (2) ekspor dapat memperluas pasar domestik maupun manca negara, (3) ekspor merupakan suatu sarana untuk mengadopsi pemikiran dan teknologi yang baru, (4) ekspor dapat mendorong mengalirnya modal dari negara maju ke negara sedang berkembang, (5) ekspor merupakan cara efektif untuk menghilangkan perilaku ekonomi, dan (6) ekspor menghasilkan devisa untuk memberi kesempatan dalam mengimpor barang modal dan barang antar [10]. Berikut merupakan nilai ekspor Indonesia berdasarkan komoditi yang digolongkan dalam SITC (Standard International Trade Classification).

Tabel 1. Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC (Juta US\$)

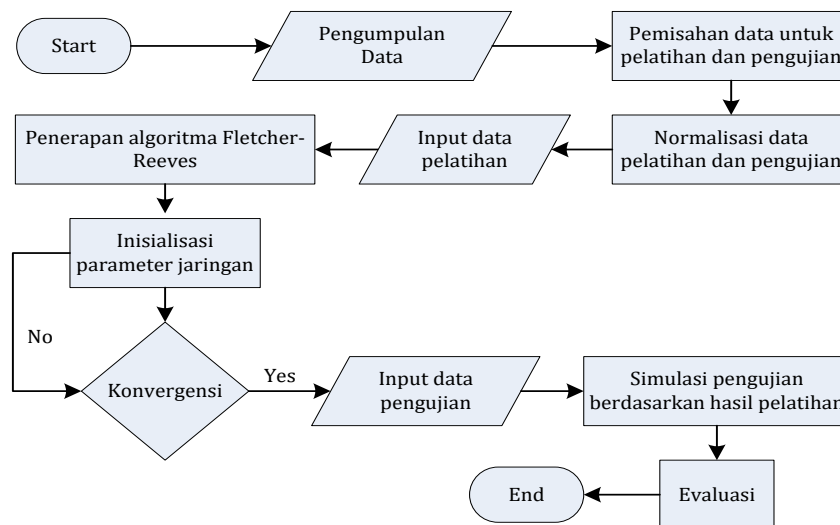
Golongan SITC	Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC (Juta US\$)										
	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
1	8276.4	10114.6	10742.6	10961.2	12070.1	11600.8	11638.0	12827.3	13104.3	13225.1	14565.1
2	714.5	807.6	879.9	1017.3	1101.6	1075.4	1140.3	1274.7	1337.9	1332.1	1243.6
3	20270.7	24275.1	18831.6	19274.0	13072.8	12766.0	12381.9	16327.8	17628.6	14895.6	14034.4
4	46764.8	68912.3	63371.4	57395.8	51069.7	34648.6	27887.2	36880.7	41778.3	34103.4	25501.8
5	15959.7	20704.4	22020.9	18549.2	20204.7	18006.2	17489.7	21978.0	19329.0	16780.4	19709.5
6	8811.9	12756.8	10597.2	12354.0	13163.9	10047.4	11034.5	12700.0	14238.2	13078.6	12659.4
7	21946.9	25485.6	22289.1	22002.2	22683.9	20585.9	20116.0	22356.1	26337.4	26409.4	28591.2
8	19626.4	21768.7	22767.5	22137.7	21779.1	19801.0	20866.3	21588.3	22614.8	23243.7	21415.7
9	14231.2	16447.3	16513.8	17041.5	19301.7	20429.3	21129.6	20957.9	21562.7	20984.1	19804.9
10	1176.6	2224.2	2006.3	1818.9	1532.5	1405.7	1450.4	1936.8	2081.5	3630.6	5666.3

Sumber : BPS diolah dari dokumen kepabeaian Ditjen Bea dan Cukai (PEB dan PIB) Berdasarkan SITC Revisi 4 [8]

Beberapa penelitian terkait yang telah dilakukan diantaranya: Penelitian untuk memprediksi nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia menggunakan metode *JST Extreme Learning Machine* (ELM). Pengujian dilakukan dengan mengubah perbandingan jumlah data training: testing, jumlah fitur data, dan jumlah *hidden neuron* dengan masing - masing 10 kali percobaan. Penelitian ini mendapatkan hasil dengan dataset ekspor didapatkan rata – rata nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil sebesar 6,6742% untuk perbandingan jumlah data training : testing 70%:30%, jumlah fitur data 5, dan jumlah *hidden neuron* 8, sementara untuk dataset impor, hasil terbaik diperoleh dengan perbandingan jumlah data training : testing 80%:20%, jumlah fitur data 4, dan jumlah *hidden neuron* 10 dengan nilai rata – rata MAPE akhir yaitu 10,0515% [11]. Penelitian untuk menentukan model peramalan terhadap harga ekspor kopi Indonesia menggunakan tiga model peramalan harga yang digunakan yaitu *moving average*, pemulusan eksponensial tunggal dan trend analisis diterapkan untuk menentukan model terbaik berdasarkan nilai MAPE, MAD, dan MSE terendah. Hasil penelitian menunjukkan model yang terbaik untuk meramalkan harga ekspor kopi adalah model *moving average* (MA1) karena memiliki nilai MAPE, MAD dan MSE terkecil dibandingkan dengan model lainnya [12]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan untuk melakukan peramalan Data Ekspor Non Migas di Kalimantan Timur Menggunakan metode *Arima*. Langkah pertama yang dilakukan pada penelitian tersebut adalah identifikasi model dengan cara melihat ACF dan PACF, selanjutnya melakukan penaksiran serta uji signifikansi parameter, setelah itu dilakukan *diagnostic checking*, dan yang terakhir adalah peramalan/prediksi. Hasil penelitian peramalan data ekspor menggunakan ARIMA menunjukkan bahwa model ARIMA yang paling baik dalam meramalkan data ekspor non migas di Kalimantan Timur berdasarkan nilai MAPE, dan RMSE adalah ARIMA (0,1,[1,12]) [13].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan gambar 1 dapat dijelaskan bahwa langkah pertama yang dilakukan dari tahapan penelitian adalah mengumpulkan dataset penelitian (Berdasarkan tabel 1). Langkah berikutnya memisahkan dataset penelitian menjadi 2 kelompok, yakni untuk data pelatihan dan pengujian. Tahapan berikutnya melakukan normalisasi data pelatihan dan pengujian dengan menggunakan rumus persamaan (1) [14]-[21].

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

Dimana : X' adalah hasil data yang sudah dinormalisasi, 0.8 dan 0.1 merupakan nilai default dari rumus normalisasi, X merupakan data yang akan dinormalisasi, b adalah nilai terendah dari dataset dan a merupakan nilai tertinggi dari dataset. Selanjutnya data pelatihan yang sudah dinormalisasi dimasukkan kedalam aplikasi Matlab 2011b untuk di proses, dilanjutkan dengan membuat jaringan saraf multi layer (input data pelatihan). Selanjutnya penerapan algoritma *Fletcher-Reeves*. Pembuatan jaringan saraf multi layer ini menggunakan fungsi *tansig* dan *logsig*. Tahapan selanjutnya adalah dilakukan inisialisasi parameter jaringan berdasarkan fungsi pelatihan yang digunakan (*traincgf*). Kemudian memasukkan perintah untuk dilakukan proses pelatihan dan melihat hasil saat performance ditemukan. Apabila hasil pelatihan mencapai konvergensi, maka akan dilanjutkan memasukkan data pengujian yang sudah dinormalisasi. Tetapi jika hasil pelatihan belum mencapai konvergensi, maka kembali ke tahap inisialisasi parameter jaringan. Tahapan berikutnya dilanjutkan dengan simulasi data uji berdasarkan hasil pelatihan. Apabila semua sudah dilakukan, tahapan akhir adalah melakukan evaluasi untuk melihat model arsitektur terbaik berdasarkan Performance/MSE pengujian yang paling rendah (kecil).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemisahan Data dan Normalisasi

Langkah awal yang dilakukan setelah dataset penelitian tersedia adalah membagi data menjadi 2 bagian (data pelatihan dan data pengujian). Berdasarkan tabel 1, data latih menggunakan data tahun 2010-2014 sebagai input dan data tahun 2015 sebagai target (*output*). Sedangkan untuk data uji menggunakan data tahun 2015-2019 sebagai *input* dan data tahun 2020 sebagai target (*output*). Data yang telah dibagi dua menjadi data latih dan data uji, selanjutnya dinormalisasi menggunakan rumus persamaan (1) yang sudah dibahas sebelumnya.

Tabel 2. Data latih yang sudah di normalisasi

Golongan SITC	2010 (X1)	2011 (X2)	2012 (X3)	2013 (X3)	2014 (X4)	2016 (Target)
1	0,1887	0,2103	0,2176	0,2202	0,2332	0,2277
2	0,1000	0,1011	0,1019	0,1036	0,1045	0,1042
3	0,3294	0,3764	0,3125	0,3177	0,2450	0,2414
4	0,6402	0,9000	0,8350	0,7649	0,6907	0,4981
5	0,2788	0,3345	0,3499	0,3092	0,3286	0,3028
6	0,1950	0,2413	0,2159	0,2365	0,2460	0,2095
7	0,3491	0,3906	0,3531	0,3497	0,3577	0,3331
8	0,3218	0,3470	0,3587	0,3513	0,3471	0,3239
9	0,2586	0,2846	0,2853	0,2915	0,3180	0,3313
10	0,1054	0,1177	0,1152	0,1130	0,1096	0,1081

Tabel 3. Data pengujian yang sudah di normalisasi

Golongan SITC	2015 (Y1)	2016 (Y2)	2017 (Y3)	2018 (Y3)	2019 (Y4)	2020 (Target)
1	0,3069	0,3076	0,3310	0,3364	0,3388	0,3651
2	0,1000	0,1013	0,1039	0,1052	0,1050	0,1033
3	0,3298	0,3222	0,3998	0,4253	0,3716	0,3547
4	0,7599	0,6270	0,8037	0,9000	0,7492	0,5801
5	0,4328	0,4226	0,5108	0,4588	0,4087	0,4662
6	0,2763	0,2957	0,3285	0,3587	0,3359	0,3277
7	0,4835	0,4742	0,5183	0,5965	0,5979	0,6408
8	0,4680	0,4890	0,5032	0,5233	0,5357	0,4998
9	0,4804	0,4942	0,4908	0,5027	0,4913	0,4681
10	0,1065	0,1074	0,1169	0,1198	0,1502	0,1902

3.3 Pelatihan dan Pengujian

Setelah tahapan normalisasi telah selesai dilaksanakan, selanjutnya adalah menentukan model arsitektur dan melatihnya menggunakan algoritma Fletcher-Reaves dengan bantuan aplikasi Matlab-2011b. Model yang digunakan adalah 5-20-1 (5 input, 20 neuron *hidden layer*, 1 output), 5-25-1 (5 input, 25 neuron *hidden layer*, 1 output), dan 5-30-1 (5 input, 30 neuron *hidden layer*, 1 output). Sedangkan parameter algoritma Fletcher-Reaves yang digunakan dapat dilihat pada gambar 2.

```

% Nilai parameter default Fletcher-Reeves (traincgf)
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.show = 25;
net.trainParam.showCommandLine = 0;
net.trainParam.showWindow = 1;
net.trainParam.goal = 0;
net.trainParam.time = inf;
net.trainParam.min_grad = 1e-6;
net.trainParam.max_fail = 5;
net.trainParam.searchFcn = 'srchcha'
    
```

Gambar 2. Parameter Algoritma Fletcher-Reaves yang digunakan

3.3.1 Model Arsitektur Jaringan 5-20-1

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-20-1 dapat dilihat pada tabel 4. Hasil pelatihan dengan menggunakan model ini menghasilkan epoch sebesar 160 iterasi. Untuk tabel pelatihan dan pengujiannya dapat dilihat pada tabel 4 dan tabel 5.

Tabel 4. Hasil Pelatihan

No	N1	N2	N3	N4	N5	Target (X)	Epoch 160		
							Actual	Error	Perf
1	0,1887	0,2103	0,2176	0,2202	0,2332	0,2277	0,2273	0,0004	0,000002844
2	0,1000	0,1011	0,1019	0,1036	0,1045	0,1042	0,1077	-0,0035	
3	0,3294	0,3764	0,3125	0,3177	0,2450	0,2414	0,2417	-0,0003	
4	0,6402	0,9000	0,8350	0,7649	0,6907	0,4981	0,4981	0,0000	
5	0,2788	0,3345	0,3499	0,3092	0,3286	0,3028	0,3024	0,0004	
6	0,1950	0,2413	0,2159	0,2365	0,2460	0,2095	0,2099	-0,0004	
7	0,3491	0,3906	0,3531	0,3497	0,3577	0,3331	0,3334	-0,0003	
8	0,3218	0,3470	0,3587	0,3513	0,3471	0,3239	0,3235	0,0004	
9	0,2586	0,2846	0,2853	0,2915	0,3180	0,3313	0,3317	-0,0004	
10	0,1054	0,1177	0,1152	0,1130	0,1096	0,1081	0,1042	0,0039	

Tabel 5. Hasil Pengujian

No	N6	N7	N8	N9	N10	Target (Y)	Epoch 1		
							Actual	Error	Perf
1	0,3069	0,3076	0,3310	0,3364	0,3388	0,3651	0,3546	0,0105	0,021629293
2	0,1000	0,1013	0,1039	0,1052	0,1050	0,1033	0,1078	-0,0045	
3	0,3298	0,3222	0,3998	0,4253	0,3716	0,3547	0,2997	0,0550	
4	0,7599	0,6270	0,8037	0,9000	0,7492	0,5801	0,3339	0,2462	



No	N6	N7	N8	N9	N10	Target (Y)	Epoch 1		
							Actual	Error	Perf
5	0,4328	0,4226	0,5108	0,4588	0,4087	0,4662	0,3212	0,1450	
6	0,2763	0,2957	0,3285	0,3587	0,3359	0,3277	0,3065	0,0212	
7	0,4835	0,4742	0,5183	0,5965	0,5979	0,6408	0,3346	0,3062	
8	0,4680	0,4890	0,5032	0,5233	0,5357	0,4998	0,3547	0,1451	
9	0,4804	0,4942	0,4908	0,5027	0,4913	0,4681	0,3512	0,1169	
10	0,1065	0,1074	0,1169	0,1198	0,1502	0,1902	0,1395	0,0507	

3.3.2 Model 5-25-1

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-25-1 dapat dilihat pada tabel 6. Hasil pelatihan dengan menggunakan model ini menghasilkan epoch sebesar 368 iterasi. Untuk tabel pelatihan dan pengujiannya dapat dilihat pada tabel 6 dan tabel 7.

Tabel 6. Hasil Pelatihan

No	N1	N2	N3	N4	N5	Target (X)	Epoch 368		
							Actual	Error	Perf
1	0,1887	0,2103	0,2176	0,2202	0,2332	0,2277	0,2273	0,0004	
2	0,1000	0,1011	0,1019	0,1036	0,1045	0,1042	0,1056	-0,0014	
3	0,3294	0,3764	0,3125	0,3177	0,2450	0,2414	0,2415	-0,0001	
4	0,6402	0,9000	0,8350	0,7649	0,6907	0,4981	0,4981	0,0000	
5	0,2788	0,3345	0,3499	0,3092	0,3286	0,3028	0,3029	-0,0001	0,000000479
6	0,1950	0,2413	0,2159	0,2365	0,2460	0,2095	0,2101	-0,0006	
7	0,3491	0,3906	0,3531	0,3497	0,3577	0,3331	0,3331	0,0000	
8	0,3218	0,3470	0,3587	0,3513	0,3471	0,3239	0,3239	0,0000	
9	0,2586	0,2846	0,2853	0,2915	0,3180	0,3313	0,3311	0,0002	
10	0,1054	0,1177	0,1152	0,1130	0,1096	0,1081	0,1066	0,0015	

Tabel 7. Hasil Pengujian

No	N6	N7	N8	N9	N10	Target (Y)	Epoch 1		
							Actual	Error	Perf
1	0,3069	0,3076	0,3310	0,3364	0,3388	0,3651	0,3583	0,0068	
2	0,1000	0,1013	0,1039	0,1052	0,1050	0,1033	0,1063	-0,0030	
3	0,3298	0,3222	0,3998	0,4253	0,3716	0,3547	0,3125	0,0422	
4	0,7599	0,6270	0,8037	0,9000	0,7492	0,5801	0,6077	-0,0276	
5	0,4328	0,4226	0,5108	0,4588	0,4087	0,4662	0,4323	0,0339	0,002872725
6	0,2763	0,2957	0,3285	0,3587	0,3359	0,3277	0,2898	0,0379	
7	0,4835	0,4742	0,5183	0,5965	0,5979	0,6408	0,7005	-0,0597	
8	0,4680	0,4890	0,5032	0,5233	0,5357	0,4998	0,6074	-0,1076	
9	0,4804	0,4942	0,4908	0,5027	0,4913	0,4681	0,5418	-0,0737	
10	0,1065	0,1074	0,1169	0,1198	0,1502	0,1902	0,1357	0,0545	

3.3.3 Model 5-30-1

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-30-1 dapat tabel 8. Hasil pelatihan dengan menggunakan model ini menghasilkan epoch sebesar 125 iterasi. Untuk tabel pelatihan dan pengujiannya dapat dilihat pada tabel 8 dan tabel 9.

Tabel 8. Hasil Pelatihan

No	N1	N2	N3	N4	N5	Target (X)	Epoch 125		
							Actual	Error	Perf
1	0,1887	0,2103	0,2176	0,2202	0,2332	0,2277	0,2276	0,0001	
2	0,1000	0,1011	0,1019	0,1036	0,1045	0,1042	0,1034	0,0008	
3	0,3294	0,3764	0,3125	0,3177	0,2450	0,2414	0,2414	0,0000	
4	0,6402	0,9000	0,8350	0,7649	0,6907	0,4981	0,4981	0,0000	
5	0,2788	0,3345	0,3499	0,3092	0,3286	0,3028	0,3026	0,0002	0,000000170
6	0,1950	0,2413	0,2159	0,2365	0,2460	0,2095	0,2097	-0,0002	
7	0,3491	0,3906	0,3531	0,3497	0,3577	0,3331	0,3329	0,0002	
8	0,3218	0,3470	0,3587	0,3513	0,3471	0,3239	0,3244	-0,0005	
9	0,2586	0,2846	0,2853	0,2915	0,3180	0,3313	0,3311	0,0002	
10	0,1054	0,1177	0,1152	0,1130	0,1096	0,1081	0,1089	-0,0008	

Tabel 9. Hasil Pengujian

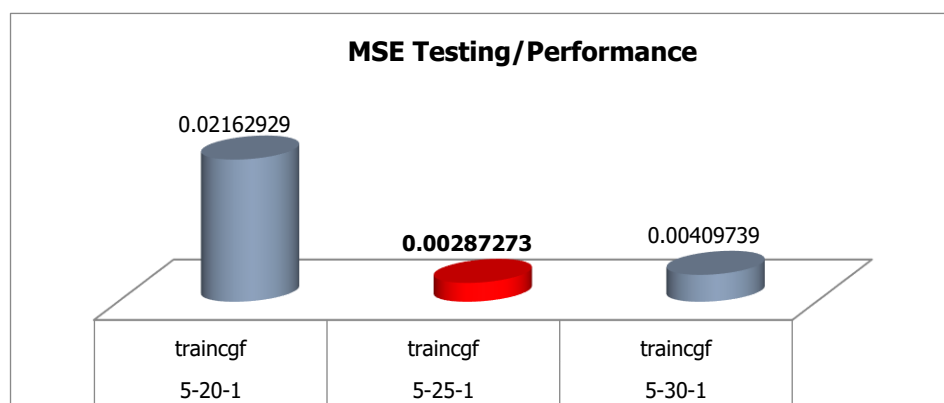
No	N6	N7	N8	N9	N10	Target (Y)	Epoch 1		
							Actual	Error	Perf
1	0,3069	0,3076	0,3310	0,3364	0,3388	0,3651	0,3636	0,0015	0,004097390
2	0,1000	0,1013	0,1039	0,1052	0,1050	0,1033	0,1038	-0,0005	
3	0,3298	0,3222	0,3998	0,4253	0,3716	0,3547	0,2692	0,0855	
4	0,7599	0,6270	0,8037	0,9000	0,7492	0,5801	0,6769	-0,0968	
5	0,4328	0,4226	0,5108	0,4588	0,4087	0,4662	0,3962	0,0700	
6	0,2763	0,2957	0,3285	0,3587	0,3359	0,3277	0,2905	0,0372	
7	0,4835	0,4742	0,5183	0,5965	0,5979	0,6408	0,5351	0,1057	
8	0,4680	0,4890	0,5032	0,5233	0,5357	0,4998	0,4902	0,0096	
9	0,4804	0,4942	0,4908	0,5027	0,4913	0,4681	0,4622	0,0059	
10	0,1065	0,1074	0,1169	0,1198	0,1502	0,1902	0,1083	0,0819	

3.4 Evaluasi

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian data terhadap model arsitektur 5-20-1, 5-25-1 dan 5-30-1 menggunakan bantuan tools Matlab-2011b dan Microsoft Excel, maka diperoleh model arsitektur terbaik 5-25-1 dengan nilai Performance/MSE pengujian yang paling rendah sebesar 0,00287273.

Tabel 14. Perbandingan Hasil Keseluruhan Model

Algoritma	Arsitektur	Epoch (Iterasi)	MSE Training	MSE Testing / Performance
<i>Fletcher-Reeves</i>	5-20-1	160	0,00000284	0,02162929
	5-25-1	368	0,00000048	0,00287273
	5-30-1	125	0,00000017	0,00409739



Gambar 3. Grafik Perbandingan MSE Pengujian / Performance

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka dapat disimpulkan bahwa Algoritma Conjugate Gradient *Fletcher-Reeves* dengan model arsitektur jaringan 5-25-1 dapat digunakan dan dimanfaatkan untuk melakukan prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC, karena waktu pelatihan untuk pencapaian konvergensi tidak terlalu lama dan Performance yang dihasilkan cukup baik dibandingkan tiga model arsitektur jaringan yang lain. Secara keseluruhan dapat pula disimpulkan bahwa algoritma *Fletcher-Reeves* (traincgf) mampu menghasilkan tingkat keoptimalan yang baik, yaitu menghasilkan nilai Performance / MSE pengujian yang (rendah), serta waktu untuk mencapai konvergensi dan iterasi yang relatif cepat.

REFERENCES

- [1] R. G. McClarren, "Iterative Methods for Linear Systems," in *Computational Nuclear Engineering and Radiological Science Using Python*, 2018, pp. 145-172.
- [2] A. Wanto *et al.*, "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia," in *Proceedings of the 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST)*, 2021, no. 1, pp. 35-41.
- [3] S. Berisha and J. G. Nagy, "Iterative Methods for Image Restoration," in *Academic Press Library in Signal Processing*, vol. 4, Elsevier Masson SAS, 2014, pp. 193-247.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] A. A. Mahmudi, “Optimasi Conjugate Gradient Pada Backpropagation Neural Network Untuk Prediksi Hasil Tangkap Ikan,” *Saintekbu: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 12, no. 2, pp. 29–39, 2020.
- [8] BPS, “Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC (Juta US\$),” *Dokumen kepabeanaan Ditjen Bea dan Cukai (PEB dan PIB)*, 2020. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/indicator/8/1494/1/nilai-ekspor-menurut-golongan-sitc.html>. [Accessed: 01-Mar-2022].
- [9] N. K. R. S. Asta and P. M. A. Saputra, “Penentu Ekspor Karet Alam Indonesia: Studi pada Sepuluh Negara Tujuan Utama,” *Jurnal Warta Perkaratan*, vol. 39, no. 2, pp. 147–156, 2020.
- [10] T. Asmoro and Meirinaldi, “Peranan Kinerja Ekspor Industri Kreatif Bidang Fesyen Terhadap Neraca Perdagangan dan Penyerapan Tenaga Kerja di Indonesia,” *Jurnal Ekonomi*, vol. 23, no. 3, pp. 176–189, 2021.
- [11] D. Kertayuga, E. Santoso, and N. Hidayat, “Prediksi Nilai Ekspor Impor Migas Dan Non-Migas Indonesia Menggunakan Extreme Learning Machine (ELM),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 6, pp. 2792–2800, 2021.
- [12] E. Fauzi, W. E. Putra, A. Ishak, and H. B. Astuti, “Pendugaan Model Peramalan Harga Ekspor Kopi Indonesia,” *AGRITEPA: Jurnal Ilmu dan Teknologi Pertanian*, vol. 7, no. 1, pp. 22–30, 2020.
- [13] F. N. Hayati, D. Nurlaily, and E. Pusporani, “Peramalan Data Ekspor Non Migas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Univariate Time Series,” *Jurnal Statistika*, vol. 14, no. 2, pp. 59–66, 2021.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.