

Penerapan ML dengan Teknik Bayesian Regulation untuk Peramalan Usia Penduduk di Beberapa Negara Asia

Ratih Puspadini^{1,*}, Anjar Wanto², Nur Arminarahmah³

¹ Program Studi Sistem Informasi, STMIK Kaputama, Binjai, Indonesia

² Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

³ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al Banjari, Banjarmasin, Indonesia

Email: ^{1,*}puspadini.ratih@gmail.com, ²anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id, ³nur.armina@gmail.com

Submitted: 26/04/2022; Accepted: 31/05/2022; Published: 31/05/2022

Abstrak– Mengetahui usia kehidupan penduduk pada sebuah negara bermanfaat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah, apakah pemerintah mampu mensejahterakan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan derajat kesehatan pada khususnya. Tujuan dari tulisan ini adalah untuk melakukan peramalan usia penduduk di beberapa negara besar yang ada di Asia, sehingga pemerintah memiliki tolak ukur dalam menentukan kebijakan untuk lebih meningkatkan derajat kesejahteraan dan kesehatan penduduk di negara nya masing-masing. Metode peramalan dalam tulisan ini akan menggunakan algoritma Machine learning dengan teknik Bayesian Regulation. Data penelitian yang digunakan adalah data angka harapan penduduk di beberapa negara Asia yang ber sumber dari United Nations: “World Population Prospect: The 2010 Revision Population Database”. Penelitian ini merupakan pengembangan dari penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya, dengan menggunakan teknik Cyclical order. Penelitian sebelumnya menggunakan 5 model arsitektur (3-5-1, 3-8-1, 3-10-1, 3-5-8-1 dan 3-5-10-1), dengan model terbaik 3-5-10-1 yang menghasilkan akurasi sebesar 97%, MSE 0.0008358919, waktu pelatihan 27 detik dan target kesalahan (*error*) 0,03. Sedangkan penelitian yang dilakukan ini cukup menggunakan 3 model arsitektur yang telah dimodifikasi (2-5-1, 2-10-1 dan 2-5-10-1), dengan model terbaik adalah 2-5-1. Hasil nya bahwa penelitian ini lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya. Tolak ukur nya dilihat dari target error yang lebih kecil (0,02), akurasi lebih baik (100%), hingga waktu pelatihan yang lebih cepat (5 detik). Sehingga dapat disimpulkan, teknik Bayesian Regulation bekerja lebih baik dibandingkan Cyclical order dan model arsitektur 2-5-1 akan digunakan untuk melakukan prediksi.

Kata Kunci: Machine Learning; Bayesian Regulation; Usia; Penduduk; Asia

Abstract– Knowing the age of life of the population in a country is useful for evaluating the performance of the government, whether the government is able to prosper the population in general, and improve health status in particular. The purpose of this paper is to forecast the age of the population in several major countries in Asia, so that the government has a benchmark in determining policies to further improve the welfare and health of the population in their respective countries. The forecasting method in this paper will use Machine learning algorithms with Bayesian Regulation techniques. The research data used is data on population expectations in several Asian countries sourced from the United Nations: "World Population Prospect: The 2010 Revision Population Database". This research is a development of research that has been done before, using the Cyclical order technique. Previous research used 5 architectural models (3-5-1, 3-8-1, 3-10-1, 3-5-8-1 and 3-5-10-1), with the best model being 3-5-10-1 which results in an accuracy of 97%, MSE 0.0008358919, training time of 27 seconds and an error rate of 0.03. Meanwhile, this research only uses 3 modified architectural models (2-5-1, 2-10-1 and 2-5-10-1), with the best model being 2-5-1. The result is that this study is better than previous studies. The benchmark is seen from a smaller error rate (0.02), better accuracy (100%), to a faster training time (5 seconds). So it can be concluded, Bayesian Regulation technique works better than Cyclical order and the 2-5-1 architectural model will be used to make predictions.

Keywords: Machine Learning; Bayesian Regulation; Age; Population; Asia

1. PENDAHULUAN

Penduduk yang berkualitas merupakan salah satu modal penting bagi sebuah negara dalam mendukung pembangunan nasional di negara tersebut [1]. Kualitas penduduk berkaitan erat dengan kemampuan penduduk suatu bangsa untuk mengolah sekaligus memanfaatkan sumber daya alam yang ada, untuk memenuhi kebutuhan hidup dan meningkatkan kesejahteraan mereka. Indikator kualitas/mutu sumber daya manusia (SDM) dapat dilihat dari sudut pandang beberapa aspek seperti tingkat pendidikan, pendapatan, dan tingkat kesehatan. Indikator dari tingkat kesehatan penduduk dapat di lihat dari angka kematian dan angka harapan hidupnya [2]. Tingginya angka kematian menggambarkan tingkat kesehatan penduduk yang rendah dan tingginya angka harapan hidup menggambarkan tingkat kesehatan penduduk yang baik. Usia kehidupan penduduk merupakan rata-rata jumlah tahun kehidupan yang masih dijalani oleh seseorang yang telah berhasil mencapai umur tertentu. Manfaat mengetahui usia kehidupan penduduk adalah untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan derajat kesehatan pada khususnya [3]. Rendahnya usia kehidupan penduduk di sebuah negara harus diikuti dengan program pembangunan kesehatan, dan program sosial lainnya termasuk kesehatan lingkungan, kecukupan gizi dan kalori termasuk program pemberantasan kemiskinan [4]. Berdasarkan data angka harapan hidup di dunia tahun 1995-2015 yang dihitung setiap 5 tahun sekali, yang bersumber dari United Nations: “World Population Prospect: The 2010 Revision Population Database” [5] dan Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, tercatat bahwa negara yang memiliki usia kehidupan penduduk di Asia yang paling tinggi tahun 2010-2015 adalah negara Jepang sebesar 83,5 tahun. Disusul negara Hongkong dengan 83,3 tahun [6]. Sedangkan negara Indonesia sendiri berada di urutan 14 dari 19 Negara, dibawah sesama negara

Asia Tenggara (Singapura 82,2 tahun, Vietnam 75,9 tahun, Malaysia 74,9 tahun, Thailand 74,3 tahun dan Kamboja 71,6 tahun), dengan angka harapan hidup sebesar 70,1 tahun.

Karena begitu pentingnya pengetahuan tentang usia kehidupan penduduk dunia khususnya di Asia, maka perlu dilakukan peramalan terhadap hal tersebut, agar setiap negara khususnya pemerintah Indonesia memiliki referensi dan acuan yang jelas untuk menentukan kebijakan ataupun membuat langkah-langkah strategis yang tepat agar usia kehidupan penduduk di Indonesia jangan sampai menurun di masa yang akan datang, bahkan mampu meningkat pada tiap tahunnya. Algoritma peramalan yang akan digunakan pada penelitian ini adalah algoritma Machine Learning dengan teknik Bayesian Regulation. Teknik ini merupakan salah satu metode dari Machine Learning dan Jaringan Saraf Tiruan. Machine Learning maupun Jaringan Saraf Tiruan banyak digunakan untuk pemecahan masalah yang berhubungan dengan estimasi (prediksi), pengenalan pola, analisis data, kontrol dan pengelompokan. Teknik Bayesian Regulation merupakan fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui bobot dan nilai bias sesuai dengan optimasi Levenberg-Marquardt. Teknik ini mampu meminimalkan kombinasi kesalahan kuadrat dan bobot, dan kemudian menentukan kombinasi yang benar sehingga menghasilkan jaringan yang digeneralisasi dengan baik [7]. Pada penelitian ini, data usia penduduk di Asia nantinya akan dibagi menjadi 2 bagian, yakni data training (pelatihan) dan data testing (pengujian) yang masing-masing memiliki target yang berbeda. Sama seperti teknik ML / JST lainnya, metode ini juga menggunakan parameter dengan neuron *hidden layer* (lapisan tersembunyi) untuk memperoleh model arsitektur terbaik. Model arsitektur jaringan terbaik ini nantinya akan digunakan untuk meramalkan usia Penduduk di beberapa negara Asia ditahun-tahun yang akan datang.

Penelitian ini merupakan pengembangan dari penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya, dengan menggunakan teknik Cyclical order untuk melakukan prediksi Angka harapan Hidup Penduduk dunia yang terdiri dari 38 Negara. Penelitian tersebut menggunakan 5 model arsitektur (3-5-1, 3-8-1, 3-10-1, 3-5-8-1 dan 3-5-10-1), dengan model terbaik 3-5-10-1 yang menghasilkan akurasi sebesar 97%, MSE 0.0008358919, waktu pelatihan 27 detik dan tingkat kesalahan (error) 0,03 [8]. Berdasarkan latar belakang tersebut, maka pada penelitian kali ini akan menggunakan parameter dan teknik yang berbeda, tetapi dataset penelitian yang sama untuk peramalan Angka Harapan Hidup (usia) Penduduk Dunia, tetapi dalam hal ini akan diambil sampel 19 Negara di Asia saja, karena dataset hanya digunakan untuk proses analisis dan pengujian saja. Fokus utama penelitian ini terletak pada modifikasi model arsitektur yang akan digunakan untuk peramalan, tingkat kesalahan (*error*), hingga teknik yang digunakan yaitu Bayesian Regulation, yang dapat memberikan kinerja yang lebih baik dan maksimal. Hasil penelitian ini diharapkan akan memberikan kontribusi bagi pemerintah Indonesia sebagai acuan, referensi dan informasi mengenai Angka Harapan Hidup (usia) penduduk di Asia khususnya Indonesia di masa yang akan datang, agar pemerintah lebih memaksimalkan usaha untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat dan lebih memudahkan akses kesehatan. Sedangkan kontribusi penelitian ini bagi keilmuan adalah bahwa teknik yang digunakan dapat dimanfaatkan sebagai alternatif yang lebih baik untuk menyelesaikan masalah peramalan dan dapat dimanfaatkan oleh para akademisi untuk pengembangan keilmuan lebih lanjut.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Dataset Penelitian

Dataset penelitian yang digunakan adalah data Sekunder, yaitu data angka harapan hidup (usia) penduduk beberapa negara besar di Asia tahun 1995-2015 yang dihitung setiap 5 tahun sekali, yang bersumber dari United Nations: “World Population Prospect: The 2010 Revision Population Database” dan Badan Pusat Statistik Indonesia [9]. Negara di Asia tersebut meliputi: Arab Saudi, Bangladesh, Cambodia / Kamboja, China, Filipina, Hong Kong, India, Indonesia, Jepang, Kazakhstan, Kuwait, Malaysia, Myanmar, Pakistan, Singapura, South Korea / Korea Selatan, Sri Lanka, Thailand dan Vietnam.

Tabel 1. Data Rata-Rata Usia Penduduk Asia di 19 Negara

No	Negara	Umur/Tahun			
		1995-2000	2000-2005	2005-2010	2010-2015
1	Arab Saudi	71,6	73,1	74,3	75,4
2	Bangladesh	64,1	66,4	68,4	70,5
3	Cambodia / Kamboja	59,8	64,5	69,5	71,6
4	China	70,9	73,4	74,4	75,2
5	Filipina	66,4	67,1	67,8	68,6
6	Hong Kong	79,4	81,3	82,4	83,3
7	India	61,2	63,1	64,9	66,3
8	Indonesia	66,0	67,8	69,1	70,1
9	Jepang	80,5	81,8	82,7	83,5
10	Kazakhstan	63,0	64,6	65,7	66,4
11	Kuwait	72,9	73,4	73,8	74,2
12	Malaysia	72,3	73,3	74,0	74,9

No	Negara	Umur/Tahun			
		1995-2000	2000-2005	2005-2010	2010-2015
13	Myanmar	61,3	62,8	64,2	65,1
14	Pakistan	63,1	64,5	65,7	66,5
15	Singapura	77,7	79,2	81,2	82,2
16	South Korea / Korea Selatan	74,9	77,4	80,0	81,4
17	Sri Lanka	69,1	73,2	73,4	74,2
18	Thailand	70,6	71,5	73,3	74,3
19	Vietnam	73,0	74,4	75,1	75,9

Berdasarkan data pada tabel 1, Rata-rata usia kehidupan penduduk di Indonesia berada di urutan 14 dari 19 Negara dengan rata-rata usia 70,1 tahun, bahkan masih dibawah sesama negara Asia Tenggara (Singapura 82,2 tahun, Vietnam 75,9 tahun, Malaysia 74,9 tahun, Thailand 74,3 tahun dan Kamboja 71,6 tahun).

2.2 Metode yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan algoritma Machine Learning / Jaringan Syaraf Tiruan dengan Teknik Bayesia Regulation. Teknik ini merupakan fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui bobot dan nilai bias sesuai dengan optimasi Levenberg-Marquardt. Hal Ini dengan meminimalkan kombinasi kesalahan kuadrat dan bobot, dan kemudian menentukan kombinasi yang benar sehingga menghasilkan jaringan yang digeneralisasi dengan baik. Teknik Bayesian Regulation dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$[net, TR] = \text{trainbr}(net, TR, \text{trainV}, \text{valV}, \text{testV}) \tag{1}$$

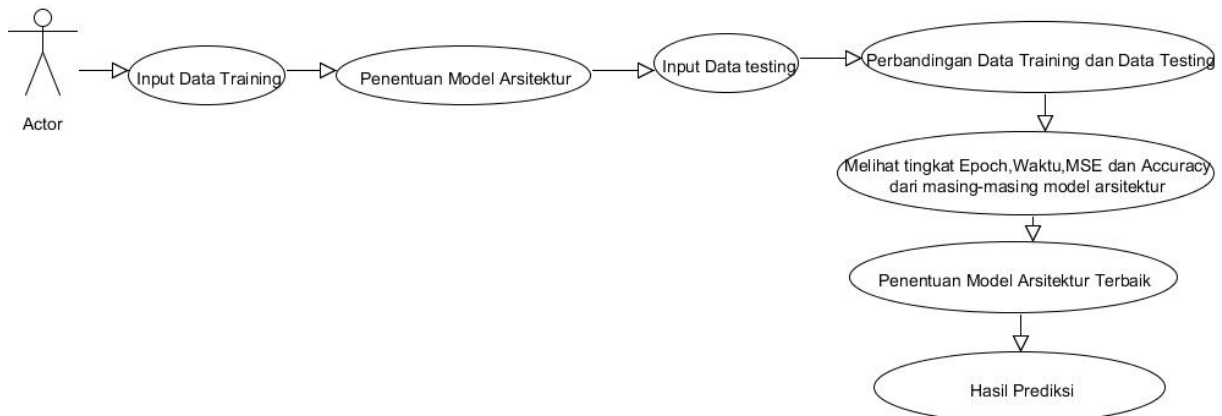
Keterangan :

- net = Pembentukan Jaringan Syaraf
- TR = Catatan pelatihan awal yang dibuat berdasarkan data latih
- trainV = Data pelatihan yang dibuat berdasarkan data latih
- valV = Data validasi yang dibuat berdasarkan data latih
- testV = Data uji yang dibuat berdasarkan data latih

2.3 Tahapan Penelitian

2.3.1 Use Case Diagram

Use case diagram digunakan untuk memodelkan semua bisnis proses berdasarkan perspektif pengguna sistem. Use case diagram terdiri atas diagram untuk use case dan actor. Actor merepresentasikan orang yang akan mengoperasikan atau orang yang berinteraksi dengan sistem aplikasi.

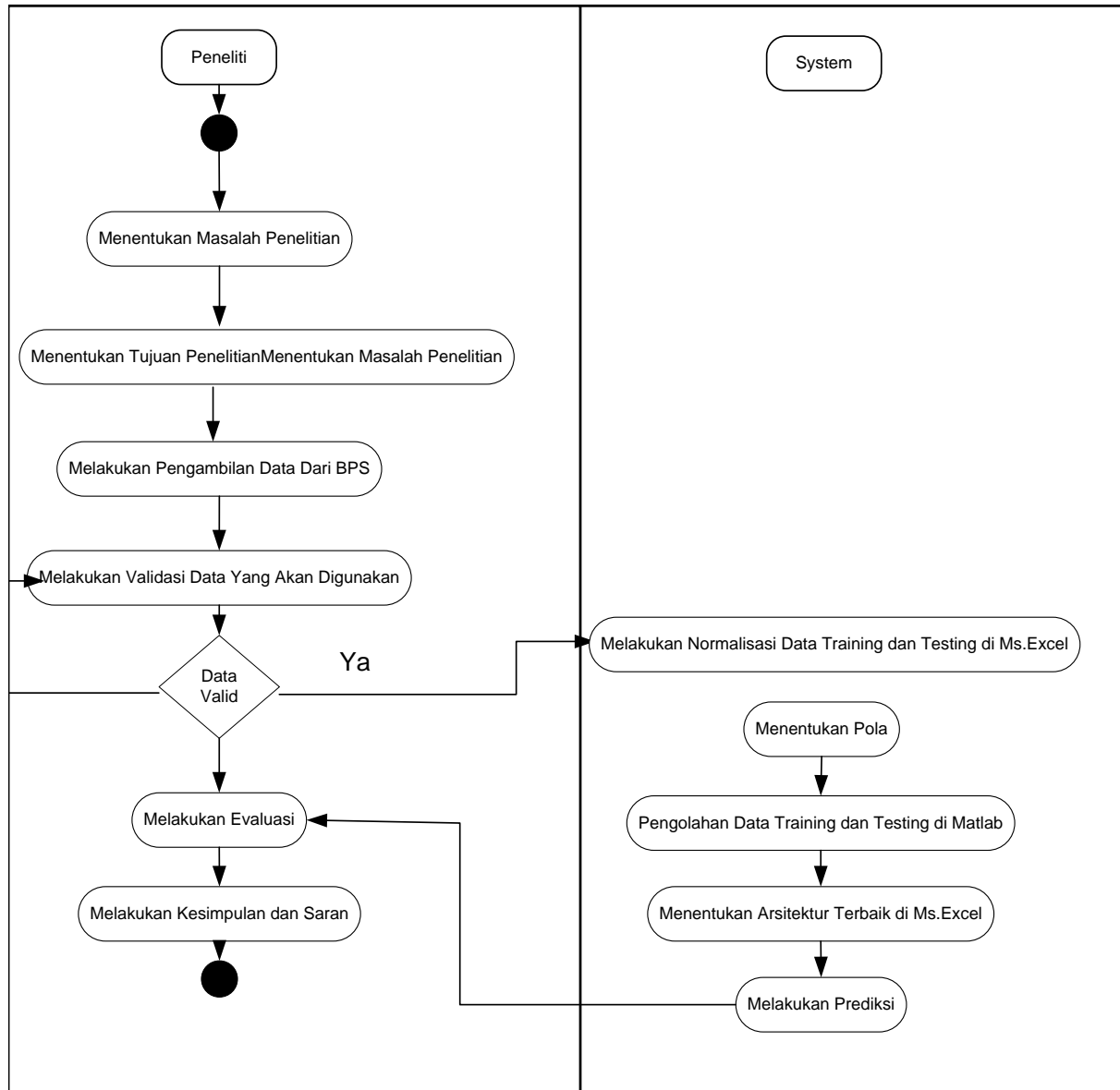


Gambar 1. Use Case Penelitian

Gambar 1 menjelaskan bahwa sistem dibuat oleh satu actor, actor tersebut dapat menginputkan data training setelah itu penentuan model arsitektur, actor input data training. Selanjutnya actor mendapatkan perbandingan antara Data Testing dan Data Training sehingga menentukan model arsitektur terbaik dan mendapatkan hasil.

2.3.2 Activity Diagram

Activity Diagram menjelaskan aliran kerja atau aktifitas pada sistem yang sedang dibangun dan untuk menganalisa proses. Activity Diagram dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Activity Diagram

Penelitian ini dimulai dengan menentukan masalah penelitian dan menentukan tujuan dari penelitian tersebut. Setelah masalah dan tujuan dapat ditentukan, maka langkah selanjutnya melakukan pengumpulan data dari United Nations: “World Population Prospect: The 2010 Revision Population Database” dan Badan Pusat Statistik Indonesia. Data yang dikumpulkan akan divalidasi untuk diproses menjadi data skripsi. Setelah data valid, penulis melakukan normalisasi untuk data training dan testing. Data yang telah dinormalisasi, selanjutnya penulis melakukan penentuan pola. Data training dan testing yang telah dilakukan penentuan pola akan diproses menggunakan software matlab. Hasil dari pengolahan data menggunakan matlab akan diproses kembali menggunakan Ms.Excel untuk menentukan arsitektur terbaik. Selanjutnya arsitektur terbaik akan dilakukan proses estimasi (perkiraan) dan dievaluasi (pengembangan) untuk hasil akhir.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Normalisasi

Dataset penelitian yang disajikan pada tabel 1 akan dinormalisasi menggunakan persamaan (1) [10]–[19].

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

Penjelasan :

- x' : Transformasi data
- x : Data yang akan dinormalisasi
- a : Data terendah

b : Data tertinggi
 0.1 dan 0.8 : Nilai default untuk melakukan Normalisasi

Data berdasarkan tabel 1 dibagi menjadi 2 bagian, yang pertama data tahun 1995-2005 digunakan sebagai data training, sedangkan data tahun 2005-2010 digunakan sebagai target pelatihan. Yang kedua data 2000-2010 digunakan sebagai data testing, sedangkan data tahun 2010-2015 digunakan sebagai target data testing. Berdasarkan tabel data 1 akan mendapatkan hasil normalisasi sebagai berikut:

Tabel 2. Normalisasi Data Penelitian Berdasarkan Tabel 1

Data	Data Training			Data Testing		
	Input (Dalam Tahun)		Target	Input (Dalam Tahun)		Target
	1995-2000	2000-2005		2000-2005	2005-2010	
1	0,5122	0,5646	0,6066	0,4981	0,5444	0,5870
2	0,2502	0,3306	0,4004	0,2391	0,3164	0,3976
3	0,1000	0,2642	0,4389	0,1657	0,3589	0,4401
4	0,4878	0,5751	0,6100	0,5097	0,5483	0,5792
5	0,3306	0,3550	0,3795	0,2662	0,2932	0,3242
6	0,7847	0,8511	0,8895	0,8150	0,8575	0,8923
7	0,1489	0,2153	0,2782	0,1116	0,1812	0,2353
8	0,3166	0,3795	0,4249	0,2932	0,3435	0,3821
9	0,8231	0,8686	0,9000	0,8343	0,8691	0,9000
10	0,2118	0,2677	0,3061	0,1696	0,2121	0,2391
11	0,5576	0,5751	0,5891	0,5097	0,5251	0,5406
12	0,5367	0,5716	0,5961	0,5058	0,5329	0,5676
13	0,1524	0,2048	0,2537	0,1000	0,1541	0,1889
14	0,2153	0,2642	0,3061	0,1657	0,2121	0,2430
15	0,7253	0,7777	0,8476	0,7338	0,8111	0,8498
16	0,6275	0,7148	0,8057	0,6643	0,7647	0,8188
17	0,4249	0,5681	0,5751	0,5019	0,5097	0,5406
18	0,4773	0,5087	0,5716	0,4362	0,5058	0,5444
19	0,5611	0,6100	0,6345	0,5483	0,5754	0,6063

3.2 Penentuan Model Arsitektur

Pada algoritma Machine Learning / Jaringan Syaraf Tiruan, tidak ada aturan yang baku tentang bagaimana cara menentukan model arsitektur yang tepat. Semua nya harus *try* dan *try*, artinya terus mencoba model sampai menghasilkan atau memperoleh model yang terbaik. Pada penelitian ini ada 3 model arsitektur jaringan yang digunakan, antara lain : 2-5-1, 2-10-1 dan 2-5-10-1. Model ini akan digunakan untuk melatih dan menguji dataset penelitian dengan aplikasi Matlab 2011b.

Tabel 3. Hasil Pelatihan dan Pengujian pada Model 2-5-1

Data	Data Pelatihan (Training)				Data Pengujian (Testing)				Hasil
	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	
1	0,6066	0,5950	0,0116	0,00013341	0,5870	0,5726	0,0144	0,00020611	1
2	0,4004	0,3954	0,0050	0,00002537	0,3976	0,3805	0,0171	0,00029188	1
3	0,4389	0,4349	0,0040	0,00001572	0,4401	0,5177	-0,0776	0,00602228	1
4	0,6100	0,6035	0,0065	0,00004282	0,5792	0,5775	0,0017	0,00000298	1
5	0,3795	0,383	-0,0035	0,00001242	0,3242	0,3198	0,0044	0,00001896	1
6	0,8895	0,8937	-0,0042	0,00001748	0,8923	0,8991	-0,0068	0,00004664	1
7	0,2782	0,2769	0,0013	0,00000160	0,2353	0,2518	-0,0165	0,00027338	1
8	0,4249	0,4259	-0,0010	0,00000102	0,3821	0,3862	-0,0041	0,00001660	1
9	0,9000	0,9031	-0,0031	0,00000961	0,9000	0,9043	-0,0043	0,00001849	1
10	0,3061	0,3162	-0,0101	0,00010174	0,2391	0,2509	-0,0118	0,00013852	1
11	0,5891	0,6127	-0,0236	0,00055776	0,5406	0,5525	-0,0119	0,00014209	1
12	0,5961	0,6055	-0,0094	0,00008893	0,5676	0,5608	0,0068	0,00004669	1
13	0,2537	0,2538	-0,0001	0,00000001	0,1889	0,2165	-0,0276	0,00076237	1
14	0,3061	0,3067	-0,0006	0,00000034	0,2430	0,2545	-0,0115	0,00013236	1
15	0,8476	0,8497	-0,0021	0,00000442	0,8498	0,8699	-0,0201	0,00040568	1
16	0,8057	0,7773	0,0284	0,00080525	0,8188	0,8278	-0,0090	0,00008027	1
17	0,5751	0,5949	-0,0198	0,00039168	0,5406	0,5354	0,0052	0,00002683	1
18	0,5716	0,5345	0,0371	0,00137758	0,5444	0,5341	0,0103	0,00010701	1
19	0,6345	0,6517	-0,0172	0,00029592	0,6063	0,6115	-0,0052	0,00002725	1

Data Pelatihan (Training)					Data Pengujian (Testing)					
Data	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	Hasil	
				Jlh Error	0,00388305					
				MSE	0,00020437					
								Jlh Error	0,00876641	100
								MSE	0,00046139	

Tabel 4. Hasil Pelatihan dan Pengujian pada Model 2-10-1

Data Pelatihan (Training)					Data Pengujian (Testing)					
Data	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	Hasil	
1	0,6066	0,6013	0,0053	0,00002756	0,5870	0,5883	-0,0013	0,00000180	1	
2	0,4004	0,3973	0,0031	0,00000984	0,3976	0,3814	0,0162	0,00026194	1	
3	0,4389	0,4391	-0,0002	0,00000006	0,4401	0,5590	-0,1189	0,01413801	1	
4	0,6100	0,6118	-0,0018	0,00000308	0,5792	0,5894	-0,0102	0,00010349	1	
5	0,3795	0,3795	0,0000	0,00000000	0,3242	0,3066	0,0176	0,00030816	1	
6	0,8895	0,8956	-0,0061	0,00003697	0,8923	0,8907	0,0016	0,00000247	1	
7	0,2782	0,2774	0,0008	0,00000059	0,2353	0,2512	-0,0159	0,00025390	1	
8	0,4249	0,4267	-0,0018	0,00000327	0,3821	0,3805	0,0016	0,00000264	1	
9	0,9000	0,8955	0,0045	0,00002025	0,9000	0,8927	0,0073	0,00005329	1	
10	0,3061	0,3125	-0,0064	0,00004079	0,2391	0,2501	-0,0110	0,00012033	1	
11	0,5891	0,5886	0,0005	0,00000023	0,5406	0,5778	-0,0372	0,00138535	1	
12	0,5961	0,5989	-0,0028	0,00000801	0,5676	0,5817	-0,0141	0,00019788	1	
13	0,2537	0,2541	-0,0004	0,00000015	0,1889	0,2163	-0,0274	0,00075137	1	
14	0,3061	0,3015	0,0046	0,00002128	0,2430	0,2540	-0,0110	0,00012111	1	
15	0,8476	0,8477	-0,0001	0,00000001	0,8498	0,8816	-0,0318	0,00101388	1	
16	0,8057	0,803	0,0027	0,00000717	0,8188	0,8611	-0,0423	0,00178586	1	
17	0,5751	0,5751	0,0000	0,00000000	0,5406	0,5742	-0,0336	0,00113032	1	
18	0,5716	0,5713	0,0003	0,00000010	0,5444	0,5522	-0,0078	0,00006015	1	
19	0,6345	0,6369	-0,0024	0,00000577	0,6063	0,5959	0,0104	0,00010775	1	
				Jlh Error	0,00018514					
				MSE	0,00000974					
								Jlh Error	0,02179972	100
								MSE	0,00114735	

Tabel 5. Hasil Pelatihan dan Pengujian pada Model 2-5-10-1

Data Pelatihan (Training)					Data Pengujian (Testing)					
Data	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	Hasil	
1	0,6066	0,6012	0,0054	0,00002862	0,5870	0,5890	-0,0020	0,00000418	1	
2	0,4004	0,3973	0,0031	0,00000984	0,3976	0,3815	0,0161	0,00025871	1	
3	0,4389	0,4389	0,0000	0,00000000	0,4401	0,5460	-0,1059	0,01121553	1	
4	0,6100	0,6110	-0,0010	0,00000091	0,5792	0,5900	-0,0108	0,00011606	1	
5	0,3795	0,3787	0,0008	0,00000060	0,3242	0,3067	0,0175	0,00030466	1	
6	0,8895	0,8946	-0,0051	0,00002581	0,8923	0,8908	0,0015	0,00000216	1	
7	0,2782	0,2781	0,0001	0,00000000	0,2353	0,2509	-0,0156	0,00024443	1	
8	0,4249	0,4267	-0,0018	0,00000327	0,3821	0,3803	0,0018	0,00000333	1	
9	0,9000	0,8960	0,0040	0,00001600	0,9000	0,8935	0,0065	0,00004225	1	
10	0,3061	0,3131	-0,0070	0,00004881	0,2391	0,2485	-0,0094	0,00008779	1	
11	0,5891	0,5882	0,0009	0,00000078	0,5406	0,5793	-0,0387	0,00149926	1	
12	0,5961	0,5986	-0,0025	0,00000640	0,5676	0,5828	-0,0152	0,00023004	1	
13	0,2537	0,2531	0,0006	0,00000037	0,1889	0,2115	-0,0226	0,00051126	1	
14	0,3061	0,3019	0,0042	0,00001775	0,2430	0,2528	-0,0098	0,00009613	1	
15	0,8476	0,8479	-0,0003	0,00000009	0,8498	0,8793	-0,0295	0,00087270	1	
16	0,8057	0,8033	0,0024	0,00000565	0,8188	0,8575	-0,0387	0,00149455	1	
17	0,5751	0,5754	-0,0003	0,00000008	0,5406	0,5757	-0,0351	0,00123343	1	
18	0,5716	0,5724	-0,0008	0,00000062	0,5444	0,5546	-0,0102	0,00010314	1	
19	0,6345	0,6371	-0,0026	0,00000677	0,6063	0,5956	0,0107	0,00011407	1	
				Jlh Error	0,00017240					
				MSE	0,00000907					
								Jlh Error	0,01843369	100
								MSE	0,00097019	

Berdasarkan data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) pada tabel 3, tabel 4 dan tabel 5, dapat dijelaskan sebagai berikut :

Target = Diperoleh dari normalisasi berdasarkan persamaan (2), menggunakan *Microsoft Excel*

Output = Diperoleh dari perhitungan dengan menggunakan *Matlab*

Error = Diperoleh dari nilai Target – Output

SSE (*Sum Square Error*) = Diperoleh dari nilai *Error* di pangkatkan 2.

Jlh Error= Diperoleh dari Total seluruh SSE

MSE (*Mean Square Error*) = Diperoleh dari jumlah SSE dibagi dengan 19 (banyak nya dataset)

Hasil = 1 (*true*) dan 0 (*false*). 1 diperoleh jika nilai *Error* <=0,02. Selain itu bernilai 0,02 merupakan target *Error* yang digunakan pada penelitian ini.

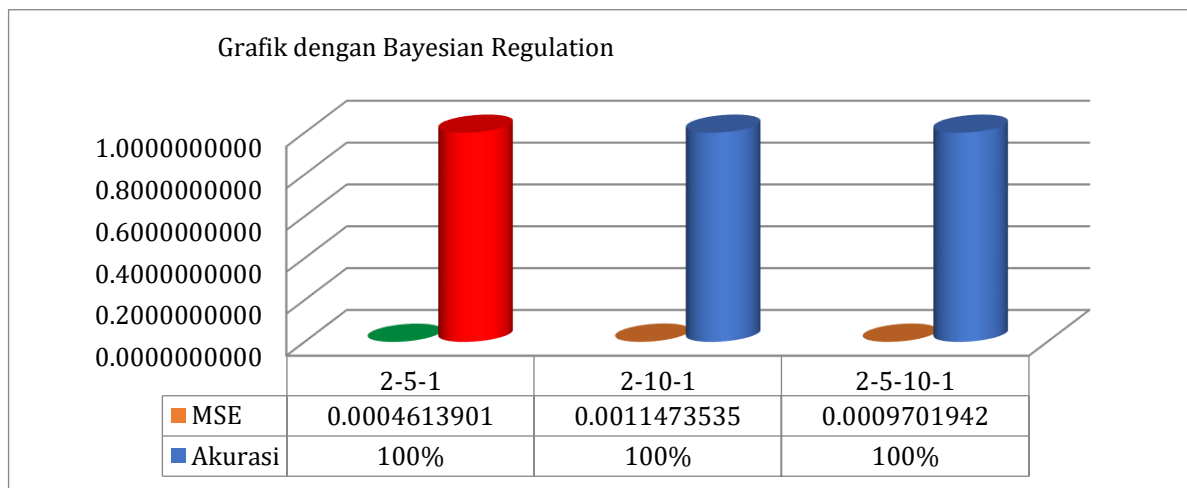
3.3 Penentuan Model Terbaik

Berdasarkan penyajian hasil pelatihan dan pengujian pada tabel 3, tabel 4 dan tabel 5 yang merupakan hasil perhitungan dari masing-masing model arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ini, maka selanjutnya dapat ditentukan model terbaik dari masing-masing model yang digunakan.

Tabel 6. Penentuan Model Arsitektur Terbaik

Model	Epoch (Iterasi)	Bayesian Regulation		Target Error	Akurasi
		Waktu	MSE		
2-5-1	347	00.05	0,0004613901	0,02	100%
2-10-1	459	00.05	0,0011473535	0,02	100%
2-5-10-1	755	00.10	0,0009701942	0,02	100%

Pada tabel 6 dapat dilihat perbedaan kinerja dari masing-masing model arsitektur. Secara garis besar model arsitektur 2-5-1 merupakan model arsitektur terbaik, karena mampu menghasilkan akurasi yang tinggi, epoch (iterasi) yang sedikit, waktu yang cukup cepat dan yang paling penting menghasilkan nilai MSE (*Mean Square Error*) yang paling kecil dibandingkan dengan 2 (dua) model yang lain. Seperti yang perlu kita ketahui, bahwa semakin kecil kesalahan (*error*) maka hasilnya semakin baik.



Gambar 3. Grafik Model Arsitektur

Gambar 3 merupakan grafik dari hasil model arsitektur yang digunakan. 3 (Tiga) model yang digunakan pada penelitian ini nyaris sama kemampuannya, hanya sedikit perbedaan pada nilai MSE (*Mean Square Error*).

3.4 Perbandingan dengan Model Arsitektur dari Penelitian Terdahulu

Penelitian ini telah menghasilkan model arsitektur terbaik, yakni 2-5-1 seperti yang telah disajikan pada tabel 6. Selanjutnya adalah membandingkan hasil model arsitektur tersebut dengan model arsitektur dari penelitian terdahulu yang menjadi rujukan dilakukannya penelitian ini.

Tabel 7. Model Arsitektur dari Penelitian Terdahulu

Model	Epoch (Iterasi)	Cyclical Order Weight/Bias			Akurasi
		Waktu	MSE	Target Error	
3-5-1	703	01.58	0,0011031685	0,03	92%
3-8-1	279	00.42	0,0012539833	0,03	89%
3-10-1	414	01.01	0,0013519990	0,03	76%
3-5-8-1	52	00.10	0,0013937552	0,03	87%
3-5-10-1	149	00.27	0,0008358919	0,03	97%

Pada tabel 7 dapat dilihat, bahwa pada penelitian terdahulu yang menjadi rujukan dilakukannya penelitian ini secara garis besar dengan menggunakan teknik Cyclical Order Weight/Bias menghasilkan model arsitektur terbaik 3-5-10-1 dengan tingkat akurasi 97%, waktu 27 detik, target error 0.03 dan nilai MSE sebesar

0,0008358919. Setelah dibandingkan dengan hasil penelitian ini yang menggunakan teknik Bayesian Regulation dengan parameter dan model yang berbeda, ternyata menghasilkan waktu konvergensi yang lebih baik, MSE yang lebih kecil, Target error yang juga lebih kecil dan yang lebih penting menghasilkan akurasi yang lebih baik yakni mencapai 100%, bahkan di hampir semua model yang digunakan.

3.5 Hasil Prediksi

Hasil Prediksi diperoleh berdasarkan model terbaik 2-5-1 dengan menggunakan rumus persamaan (3) [20].

$$\text{Prediksi} = \frac{(x-0,1)(b-a)}{0,8} + a \tag{3}$$

Penjelasan :

x : Target Prediksi

a : Data terendah

b : Data tertinggi

0.1 dan 0.8 : Nilai default untuk melakukan Prediksi

Tabel 8. Data Awal dan Hasil Peramalan

No	Negara	Umur/Tahun				Hasil Peramalan		
		1995-2000	2000-2005	2005-2010	2010-2015	2015-2020	2020-2025	2025-2030
1	Arab Saudi	71,6	73,1	74,3	75,4	76,1	77,3	78,8
2	Bangladesh	64,1	66,4	68,4	70,5	71,3	73,5	76,0
3	Cambodia / Kamboja	59,8	64,5	69,5	71,6	73,1	74,3	76,8
4	China	70,9	73,4	74,4	75,2	76,2	77,3	78,8
5	Filipina	66,4	67,1	67,8	68,6	70,4	72,5	75,2
6	Hong Kong	79,4	81,3	82,4	83,3	83,3	83,2	83,2
7	India	61,2	63,1	64,9	66,3	67,9	70,5	73,8
8	Indonesia	66,0	67,8	69,1	70,1	71,7	73,6	76,0
9	Jepang	80,5	81,8	82,7	83,5	83,5	83,4	83,2
10	Kazakhstan	63,0	64,6	65,7	66,4	68,5	70,8	74,0
11	Kuwait	72,9	73,4	73,8	74,2	75,5	76,7	78,3
12	Malaysia	72,3	73,3	74,0	74,9	75,8	77,0	78,6
13	Myanmar	61,3	62,8	64,2	65,1	67,2	69,8	73,3
14	Pakistan	63,1	64,5	65,7	66,5	68,6	70,8	74,0
15	Singapura	77,7	79,2	81,2	82,2	82,5	82,6	82,7
16	South Korea / Korea Selatan	74,9	77,4	80,0	81,4	81,5	81,9	82,3
17	Sri Lanka	69,1	73,2	73,4	74,2	75,1	76,6	78,2
18	Thailand	70,6	71,5	73,3	74,3	75,4	76,6	78,3
19	Vietnam	73,0	74,4	75,1	75,9	76,8	77,8	79,2

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa dan pembahasan yang telah dijelaskan, maka dapat disimpulkan bahwa penelitian ini lebih baik dibandingkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Sormin et al., 2019). Tolak ukur nya dilihat dari target error yang lebih kecil (Penelitian sebelumnya menggunakan target error sebesar 0,03, sedangkan penelitian ini menggunakan target error sebesar 0,02). Tingkat Akurasi yang lebih baik (Penelitian sebelumnya menggunakan 5 model arsitektur tetapi menghasilkan akurasi yang bervariasi, yakni 92% pada model 3-5-1, 89% pada model 3-8-1, 76% pada model 3-10-1, 87% pada model 3-5-8-1 dan 97% pada model 3-5-10-1), sedangkan pada penelitian ini hanya menggunakan 3 model arsitektur saja tetapi sudah menghasilkan akurasi yang sama baiknya hanya sedikit berbeda pada *Mean Square Error* nya (100% pada model 2-5-1, 100% pada model 2-10-1 dan 100% pula pada model 2-5-10-1). Kesimpulan lainnya yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah bahwa algoritma *Machine Learning* dengan teknik Bayesian Regulation bekerja lebih baik dibandingkan Cyclical order.

REFERENCES

- [1] A. Asnawi, “Produktivitas Rakyat dan Daya Saing Indonesia di Pasar Internasional Sebagai Upaya Mendukung Tercapainya Pembangunan Nasional,” *Jurnal Ilmiah Administrasi Bisnis dan Inovasi*, vol. 2, no. 1, pp. 195–208, 2018.
- [2] C. Abbafati et al., “Global age-sex-specific fertility, mortality, healthy life expectancy (HALE), and population estimates in 204 countries and territories, 1950–2019: a comprehensive demographic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019,” *The Lancet*, vol. 396, no. 10258, pp. 1160–1203, 2020.
- [3] D. F. Shanahan et al., “Nature-Based Interventions for Improving Health and Wellbeing: The Purpose, the People and the Outcomes,” *Sports*, vol. 7, no. 141, pp. 1–20, 2019.
- [4] A. Herforth et al., “Cost and affordability of healthy diets across and within countries: Background paper for The State of Food Security and Nutrition in the World 2020,” *FAO Agricultural Development Economics Technical Study*, vol. 9, no. 9, pp. 1–90, 2020.
- [5] United Nations Population Division, “World Population Prospects: The 2010 Revision,” *Population and Development*

Review, vol. I, pp. 1–481, 2011.

- [6] B. P. Statistik, “Angka Harapan Hidup Penduduk Beberapa Negara (Tahun), 1995-2015,” *Badan Pusat Statistik*, 2015. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/statistictable/2014/09/22/1517/angka-harapan-hidup-penduduk-beberapa-negara-tahun-1995-2015.html>. [Accessed: 10-May-2022].
- [7] T. Afriliansyah *et al.*, “Implementation of Bayesian Regulation Algorithm for Estimation of Production Index Level Micro and Small Industry,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [8] 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.
- [9] BPS, “Population Life Expectations of Several Countries (years), 1995-2015,” *Indonesian Central Statistics Agency (BPS)*, 2018. .
- [10] N. L. W. S. R. Ginantra, A. D. GS, S. Andini, and A. Wanto, “Pemanfaatan Algoritma Fletcher-Reeves untuk Penentuan Model Prediksi Harga Nilai Ekspor Menurut Golongan SITC,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 4, pp. 679–685, 2022.
- [11] P. Parulian *et al.*, “Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, vol. 1255, no. 1.
- [12] 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,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, vol. 1255, no. 1.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] M. F. Rozi, D. Hartama, I. P. Sari, R. Dewi, and Z. A. Siregar, “Backpropagation Model in Predicting the Location of Prospective Freshman Schools for Promotion Optimization,” *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 1, pp. 23–30, 2022.
- [17] N. Arminarahmah, S. D. Rizki, O. A. Putra, U. Islam, K. Muhammad, and A. Al, “Performance Analysis and Model Determination for Forecasting Aluminum Imports Using the Powell-Beale Algorithm,” *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 5, no. 5, pp. 624–632, 2022.
- [18] A. Wanto, S. Defit, and A. P. Windarto, “Algoritma Fungsi Pelatihan pada Machine Learning berbasis ANN untuk Peramalan Fenomena Bencana,” *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 254–264, 2021.
- [19] A. Perdana, S. Defit, and A. Wanto, “Optimalisasi Parameter dengan Cross Validation dan Neural Back-propagation Pada Model Prediksi Pertumbuhan Industri Mikro dan Kecil,” *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 01, no. 11, pp. 34–42, 2021.
- [20] 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.