

PENGARUH ALGORITMA INISIALISASI *NGUYEN-WIDROW* TERHADAP ALGORITMA *BACKPROPAGATION* DALAM PREDIKSI INDEKS HARGA KONSUMEN (IHK)

Hafizh Faruq Mahfuzh¹, Didit Widiyanto², Nurul Chamidah³ 1,
Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jakarta
Jl. R.S Fatmawati No. 1, Jakarta Selatan 12450
email: hafizhfaruq@gmail.com

Abstrak. Indeks harga yang sering digunakan untuk mengukur inflasi antara lain adalah Indeks Harga Konsumen (IHK). Hasil prediksi indeks tersebut dapat membantu berbagai pihak dalam merencanakan strategi ekonomi dan bagi pemerintah juga dapat menjadi acuan dalam mengambil kebijakan harga. Metode yang dapat memprediksi nilai Indeks Harga Konsumen (IHK) yaitu Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Backpropagation*. Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui performa dari algoritma *Backpropagation* dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan bobot awal menggunakan bilangan *Random* dan algoritma *Nguyen-Widrow*. Hasil dari pengujian performa algoritma *Backpropagation* dalam mencapai konvergen didapatkan jumlah iterasi sebanyak 9086 dari bobot awal bilangan *random*, sedangkan untuk bobot awal *Nguyen-Widrow* didapat iterasi sebanyak 3625. Hasil pengujian MSE dan nilai koefisien determinasi dari 24 percobaan, diketahui bahwa Inisialisasi *Nguyen-Widrow* memiliki nilai MSE yaitu 0,000115 dan nilai koefisien determinasi sebesar 0,99778. Sedangkan inisialisasi *random* memiliki nilai MSE 0,000143 dan nilai koefisien determinasi sebesar 0,99445.

Kata Kunci: Indeks Harga Konsumen, *Backpropagation*, *Nguyen-Widrow*, Jaringan saraf tiruan.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) melalui berbagai susunan ulasan serta keterangan yang ditimbulkan dapat menopang dan menyangga aktivitas di bidang sosial ekonomi Indonesia, terutama pada daerah tertentu. Salah satu cara yang bisa memberikan penyelesaian masalah yaitu Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Backpropagation*. *Backpropagation* mempunyai keunggulan tingkat *error* yang kecil karena pada proses pelatihannya menggunakan tiga layer, yaitu layer masukan, layer tersembunyi dan layer keluaran. *backpropagation* memiliki susunan jaringan yang cocok digunakan dalam mengolah dan mempelajari data masa lalu karena keluaran yang diperoleh lebih akurat (memiliki galat atau *error* minimum). Algoritma *backpropagation* memiliki dua metode pada inisialisasi bobot awalnya yaitu menggunakan nilai *Random* dan menggunakan algoritma *Nguyen-Widrow*. Algoritma tersebut merupakan suatu algoritma untuk inisialisasi pada Jaringan Saraf Tiruan dengan melakukan modifikasi pembobot dan bias awal dari unit *input* ke unit *hidden* yang bermaksud untuk mengembangkan keefektifan unit *hidden* dalam melangsungkan pelatihan. Penelitian bertujuan untuk mengetahui performa pelatihan dan performa hasil prediksi dari algoritma *Backpropagation* dengan inisialisasi bobot awal menggunakan bilangan *Random* dan menggunakan algoritma *Nguyen-Widrow* dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK).

2. Landasan Teori

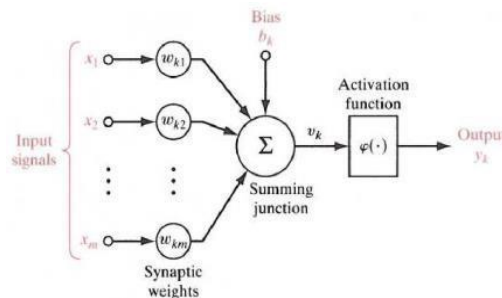
2.1 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Artificial Neural Network (ANN) merupakan sebuah upaya dalam menirukan karakteristik dari otak manusia. Struktur otak manusia berisi neuron sebagai unit pemrosesan kecil dengan jumlah jutaan, unit tersebut beroperasi secara sejalan [9]. Neuron akan sama-sama terkoneksi antara satu dan lainnya, setiap satu buah neuron mengambil informasi masukan dari satu set neuron. lalu masukan tersebut diproses dan melalui keluaran untuk satu set neuron. Keluaran tersebut akan dikumpulkan oleh neuron lain agar diproses lebih lanjut. Sedangkan Menurut [7], dapat disimpulkan bahwa *Artificial Neural Network* (ANN) adalah suatu gambaran buatan berdasarkan otak manusia yang selalu melakukan percobaan dalam menirukan proses pembelajaran yang dilakukan otak manusia.

Jaringan Saraf Tiruan dapat ditentukan melalui tiga hal, diantaranya:

1. Arsitektur jaringan, yaitu model koneksi antar unit pada lapisan
2. Penggunaan cara dalam perubahan bobot penghubung (metode pelatihan atau pembelajaran)
3. Fungsi aktivasi

Sebagaimana diilustrasikan pada gambar 2.1.

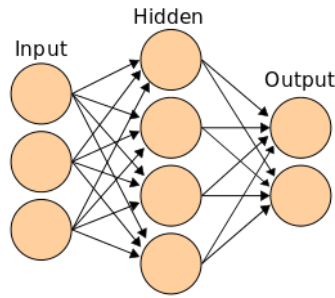


Gambar 2. 1 Jaringan Saraf Tiruan

2.1.1 Model Jaringan Saraf Tiruan

Model Jaringan Saraf Tiruan merupakan fungsi dari model matematika yang mendefinisikan fungsi $F : X \rightarrow Y$. JST disebut sebagai jaringan karena terdapat unit-unit yang terletak pada lapisan berbeda dan saling berhubungan. Secara umum, lapisan pada jaringan saraf tiruan dibagi menjadi tiga bagian:

1. Lapisan masukan (*input layer*), pada lapisan ini berisi unit-unit penerima informasi yang masuk dari variabel X . Apabila jaringan menggunakan lapisan tersembunyi maka unit yang ada pada lapisan masukan akan terhubung terlebih dahulu ke unit pada lapisan tersembunyi. Namun, jika tidak menggunakan lapisan tersembunyi maka neuron akan langsung terhubung ke lapisan keluaran.
2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*), pada lapisan ini terdapat unit-unit penerima data hasil perhitungan pembobot lapisan masukan.
3. Lapisan keluaran (*output layer*), lapisan ini berisi unit-unit penerima data hasil perhitungan bobot lapisan tersembunyi atau jika tanpa lapisan tersembunyi menerima perhitungan bobot lapisan masukan yang nilai keluarannya berupa hasil kalkulasi nilai X menjadi Y . Model Jaringan Saraf Tiruan diilustrasikan oleh gambar 2.2.



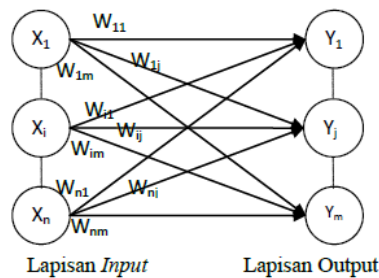
Gambar 2. 2 Model Jaringan Saraf Tiruan

2.1.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Penentuan arsitektur sebuah jaringan saraf tiruan dengan tepat akan meningkatkan keberhasilan dalam mencapai target, karena jika ada permasalahan yang tidak sama maka dibutuhkan arsitektur yang berbeda. Arsitektur yang sering digunakan salah satunya adalah Jaringan berlapis banyak (*Multilayer network*). Arsitektur berlapis banyak mempunyai struktur satu atau lebih layer tersembunyi yang berada di antara layer masukan dan layer keluaran. Jaringan saraf tiruan dapat menuntaskan persoalan yang kompleks dengan menambahkan satu atau lebih layer tersembunyi. Keadaan ini terjadi ketika ukuran dari lapisan masukan cukup besar. Menurut [11] Arsitektur jaringan saraf tiruan memiliki 3 jenis yaitu:

1. Single Layer Net

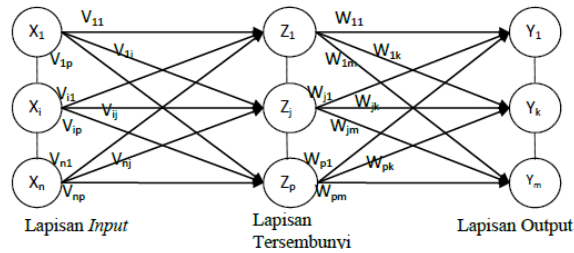
Jaringan ini memiliki struktur yang terdiri dari satu layer pembobot yang terkoneksi. Neuron masukan pada *single layer net* dapat dibedakan dengan neuron keluaran, dimana neuron masukan merupakan neuron yang memperoleh informasi dari luar jaringan sedangkan neuron keluaran adalah neuron yang menghasilkan nilai dari perhitungan sinyal masukan, sebagaimana diilustrasikan pada gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Jaringan Lapis Tunggal
Sumber [10]

2. Multi Layer Net

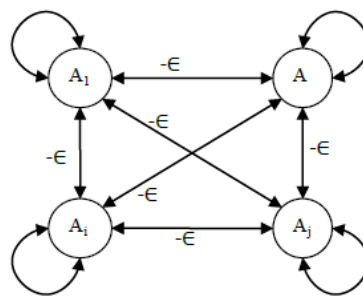
Multi Layer Net merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan dengan lapisan tersembunyi sebanyak satu atau lebih. lapisan tersembunyi terletak di antara lapisan masukan dan lapisan keluaran. Jaringan ini memiliki keunggulan yaitu dapat memecahkan persoalan yang lebih rumit dari pada jaringan berlapis tunggal, namun pada proses pelatihannya membutuhkan waktu yang lebih lama.



Gambar 2. 4 Jaringan Lapis Banyak Sumber [10]

3. *Competitive layer net*

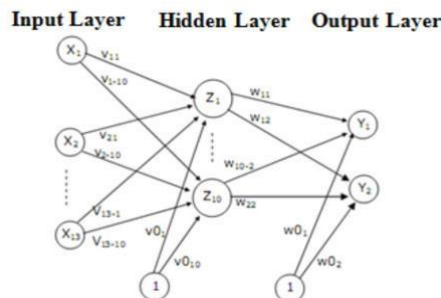
Bentuk dari jaringan dengan lapisan kompetitif berupa suatu jaringan saraf tiruan yang sangat besar. Pada jaringan ini koneksi tiap *neuron* tidak sama seperti jaringan lainnya. Tiap *neuron* di lapisan kompetitif akan saling berkompetisi dalam memperoleh kewenangan menjadi aktif atau prinsip pemenang yang menerima semuanya (*winner takes all*).



Gambar 2. 5 Jaringan Kompetitif Sumber [10]

2.2 *Backpropagation*

Backpropagation adalah suatu metode sistematis yang termasuk kedalam jaringan saraf tiruan dengan penggunaan algoritma *supervised learning* dan pada umumnya dimanfaatkan oleh metode perceptron dengan jaringan *multi layer* untuk mendistribusikan pembobot yang ada pada *hidden layer*. *Backpropagation* adalah algoritma pelatihan yang terkendali karena dalam memperoleh nilai minimum *error* antara *output* prediksi dengan nilai yang sebenarnya menggunakan pola adaptasi bobot [1]. Pada arsitektur algoritma *Backpropagation* terdapat 3 layer diantaranya layer masukan, layer tersembunyi dan layer keluaran. Pada lapisan *input*, masukan di variabelkan dengan X_n . Lalu pada lapisan tersembunyi terdapat nilai pembobot dan bias (V_{ij} dan V_{oj}), serta variabel Z_n sebagai data pada lapisan tersembunyi. Demikian juga pada lapisan *output*, terdapat nilai pembobot dan bias (W_{ij} dan W_{oj}) dengan nilai keluaran di variabelkan oleh Y , sebagaimana diilustrasikan pada gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Lapisan pada Arsitektur Backpropagation Sumber [10]

2.3 *Nguyen-Widrow*

Menurut [2], dapat disimpulkan bahwa *Nguyen-Widrow* merupakan salah satu metode yang dapat menginisialisasi bobot-bobot awal jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dengan tujuan mengurangi waktu pelatihan jaringan tersebut. *Nguyen-Widrow* melakukan Inisialisasi dengan memodifikasi bobot-bobot dan bias awal dari unit masukan ke unit tersembunyi menggunakan perhitungan tertentu sehingga pada proses pembelajarannya kemampuan lapisan tersembunyi akan meningkat. Dalam menentukan nilai bobot dan bias dari unit masukan menuju unit tersembunyi digunakan bilangan yang memiliki skala dengan *range* interval tertentu [4]. Sedangkan dalam menentukan pembobot dan bias dari lapisan tersembunyi menuju lapisan keluaran digunakan bilangan acak / *random*. Berikut adalah proses modifikasi pembobot dan bias awal pada algoritma *Nguyen-Widrow* [5].

- | | |
|--|---|
| <p>a) Menentukan bilangan pada jarak antara (-0.5) sampai dengan 0.5</p> <p>b) Menghitung bobot mutlak, dideskripsikan oleh persamaan 2.3.
 $\ V_{ij}\ = \sqrt{v_1^2j + v_2^2j + \dots + v_n^2j}$ (2.3)</p> <p>c) Menghitung faktor skala yang dideskripsikan pada persamaan 2.4
 $\beta = 0.7 \sqrt[n]{p} = 0.7 (p)^{\frac{1}{n}}$ (2.4)
 $\beta = \text{Faktor Skala}$
 $n = \text{jumlah unit masukan}$
 $p = \text{jumlah unit tersembunyi}$</p> <p>d) Hitung nilai V_{ij} yang dideskripsikan pada persamaan 2.5</p> | $V_{ij} = \frac{\beta V_{ij}(\text{lama})}{\ V_{ij}\ }$ (2.5)
$i = \text{neuron input ke-} i \ (i=1,2,3,\dots,n)$
$j = \text{neuron hidden ke-} j \ (j=1,2,3,\dots,n)$
$V_{ij} = \text{Bobot yang diperbarui}$
$V_{ij}(\text{lama}) = \text{Bobot lama}$
$\ V_{ij}\ = \text{Bobot Mutlak}$
$\beta = \text{Faktor skala}$ |
| <p>e) Menentukan bobot bias menggunakan bilangan <i>random</i> dengan interval antara $-\beta$ dan β</p> | |

3. Metodologi Penelitian

Dalam melakukan penelitian akan dilakukan tahapan sebagai berikut :

3.1 Pengumpulan dan Praproses Data

Penelitian ini melakukan pengumpulan data secara sekunder, yang diperoleh dari laman *web* resmi milik Badan Pusat Statistik yaitu bps.go.id. Data yang dikumpulkan merupakan data nilai Indeks Harga Konsumen per bulan dari rentang tahun 2014 sampai 2019 sehingga total data yang dikumpulkan adalah 72 data. Praproses dapat dilakukan melalui transformasi data. Fungsi aktivasi pada jaringan saraf tiruan mengharuskan agar keluaran jaringan tersebut sesuai dengan nilai dari fungsi aktivasi tersebut, maka dari itu diperlukan transformasi terhadap data. Metode yang digunakan untuk transformasi data adalah *Min Max Normalization*. Pada penelitian ini, fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *logsig* atau *sigmoid biner* sehingga transformasi data dapat dilakukan pada interval dengan *range* dimulai dari 0,1 sampai 0,9 [8]. Apabila hasil data sudah didapatkan, selanjutnya dilakukan Denormalisasi data menjadi ke nilai yang sebenarnya.

3.2 Data Latih dan Data Uji

Penelitian ini melakukan pembagian data melalui beberapa variasi percobaan dengan perbedaan jumlah data uji menjadi Data1, Data2, Data3, dan Data4. Rincian pembagian data adalah sebagai berikut. Data1 dengan data latih 5 tahun (2014-2018) dan data uji 3 tahun (2017-2019), Data2 dengan data latih 5 tahun (2014-2018) dan data uji 4 tahun (2016-2019), Data3 dengan data latih 5 tahun (2014-2018) dan data uji 2 tahun (2018-2019), serta Data4 dengan data latih 5 tahun (2014-2018) dan data uji 5 (2015-2019) tahun. Tujuannya adalah untuk mengetahui bagaimana pembagian data yang optimal.

3.3 Pelatihan Data Menggunakan Backpropagation

Penelitian ini melakukan percobaan variasi banyaknya *hidden neuron*, pembagian data serta menentukan bobot awal menggunakan *Nguyen-Widrow* dan bilangan *random* untuk mengetahui perbedaan performa pelatihan dan hasil prediksi dari sistem dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK). Pada pelatihan jaringannya digunakan percobaan model arsitektur dengan variasi *hidden neuron* yaitu : 12-10-1, 12-15-1, dan 12-20-1.

3.4 Model dan Pengujian

Pada tahap ini, sudah didapatkan model dari pelatihan data menggunakan *Backpropagation* berupa bobot atau *weight* yang selanjutnya bobot tersebut dapat digunakan pada proses pengujian menggunakan data uji. Pengujian juga terdapat dua skenario dalam prosesnya. Skenario pertama akan menggunakan inisialisasi bobot *Nguyen-Widrow*. Dan skenario kedua akan menggunakan inisialisasi bobot secara random. Hasil pengujian data dari dua skenario selanjutnya dilakukan perhitungan untuk mengetahui galat dari hasil prediksi tersebut.

3.5 Hasil dan Evaluasi

Pada tahap ini, didapatkan hasil dari pengujian data. Hasil tersebut akan dibandingkan antara inisialisasi *random* dan inisialisasi *Nguyen-Widrow* agar diketahui bagaimana pengaruh algoritma inisialisasi *Nguyen-Widrow* pada jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen. Tahap berikutnya adalah melakukan perhitungan evaluasi performa dengan melihat komputasi berdasarkan jumlah iterasi, *Mean Square Error* (MSE) dan Koefisien Determinasi (R^2). Semakin kecil jumlah iterasi maka performa pelatihan semakin baik. Lalu semakin kecil nilai MSE maka performa hasil prediksi semakin baik. Koefisien determinasi (R^2) digunakan sebagai informasi mengenai kesesuaian suatu model. Besarnya nilai koefisien determinasi berkisar antara $0 < R^2 < 1$ [3]. Sehingga dapat disimpulkan ketika R^2 mendekati nilai 1 suatu model dapat dikategorikan baik.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Akuisisi Data

Pengambilan data yang dipakai pada penelitian diperoleh melalui laman *web* resmi Badan Pusat Statistik yaitu bps.go.id. Data tersebut adalah data sekunder yang merupakan rata-rata nilai Indeks Harga Konsumen (IHK) dari 82 kota di Indonesia. Data yang diakuisisi hanya data yang akan digunakan pada penelitian yaitu data IHK dari tahun 2014 s.d 2019 seperti dideskripsikan pada tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Data yang digunakan pada penelitian

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agu	Sep	Okt	Nov	Des
2014	110,99	111,28	111,37	111,35	111,53	112,01	113,05	113,58	113,89	114,42	116,14	119,00
2015	118,71	118,28	118,48	118,91	119,50	120,14	121,26	121,73	121,67	121,57	121,82	122,99
2016	123,62	123,51	123,75	123,19	123,48	124,29	125,15	125,13	125,41	125,59	126,18	126,71
2017	127,94	128,24	128,22	128,33	128,83	129,72	130,00	129,91	130,08	130,09	130,35	131,28
2018	132,10	132,32	132,58	132,71	132,99	133,77	134,14	134,07	133,83	134,20	134,56	135,39
2019	135,83	135,72	135,87	136,47	137,40	138,16	138,59	138,75	138,37	138,40	138,60	139,07

4.2 Praproses Data

Setelah akuisisi data selesai langkah berikutnya adalah praproses data. Praproses data bertujuan untuk membersihkan data – data yang kosong (*Missing Value*) atau tidak memenuhi syarat untuk digunakan pada penelitian. Dataset yang didapat dari *website* Badan Pusat Statistik tidak terdapat *missing value* sehingga tidak memerlukan pembersihan data (*data cleaning*). Setelah itu data akan melalui proses Normalisasi. Normalisasi dilakukan supaya data yang digunakan mempunyai selang yang sama dari setiap nilai pada data sehingga data menjadi proporsional dalam setiap proses. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Sigmoid Biner, fungsi tersebut bersifat asimtotik (tidak pernah mencapai 0 maupun 1) sehingga data akan di normalisasi pada *range* (0,1 sampai 0,9). Pada data set diperoleh nilai *min* 110,99 dan nilai *max* 139,07. Maka berdasarkan formulasi pada persamaan 2.17 berikut adalah perhitungan menggunakan normalisasi *min max*.

- a. Bulan Januari 2014

$$\frac{110,99 - 110,99}{139,07 - 110,99} \cdot (0,9 - 0,1) + 0,1 = 0,1000$$
- b. Bulan Februari 2014

$$\frac{111,28 - 110,99}{139,07 - 110,99} \cdot (0,9 - 0,1) + 0,1 = 0,1082$$
- c. Bulan Maret 2014

$$\frac{111,37 - 110,99}{139,07 - 110,99} \cdot (0,9 - 0,1) + 0,1 = 0,1108$$
- d. Bulan April 2014

$$\frac{111,35 - 110,99}{139,07 - 110,99} \cdot (0,9 - 0,1) + 0,1 = 0,1102$$
- e. Bulan Mei 2014

$$\frac{111,53 - 110,99}{139,07 - 110,99} \cdot (0,9 - 0,1) + 0,1 = 0,1153$$

Tabel 4. 2 Data IHK Sesudah Dinormalisasi

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agu	Sep	Okt	Nov	Des
2014	0,1000	0,1082	0,1108	0,1102	0,1153	0,1290	0,1586	0,1737	0,1826	0,1977	0,2467	0,3282
2015	0,3199	0,3077	0,3133	0,3256	0,3424	0,3606	0,3926	0,4059	0,4042	0,4014	0,4085	0,4418
2016	0,4598	0,4567	0,4635	0,4475	0,4558	0,4789	0,5034	0,5028	0,5108	0,5159	0,5327	0,5478

2017	0,5829	0,5914	0,5909	0,5940	0,6082	0,6336	0,6416	0,6390	0,6439	0,6441	0,6515	0,6780
2018	0,7014	0,7077	0,7151	0,7188	0,7268	0,7490	0,7595	0,7575	0,7507	0,7612	0,7715	0,7951
2019	0,8077	0,8046	0,8088	0,8259	0,8524	0,8741	0,8863	0,8909	0,8801	0,8809	0,8866	0,9000

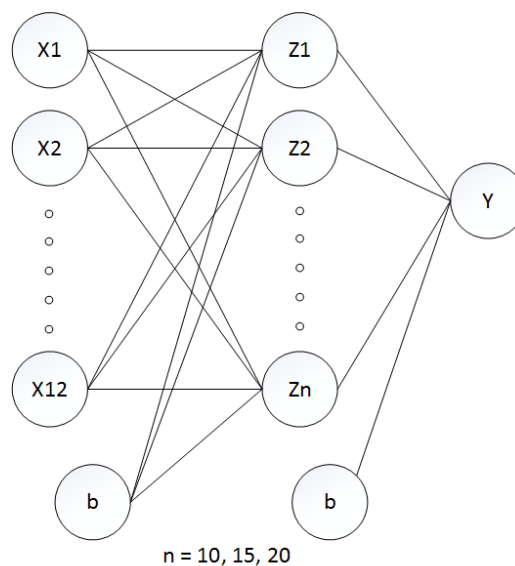
4.3 Pembagian Data

Setelah data selesai dinormalisasi maka selanjutnya data akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Pada penelitian, pembagian data dilakukan dengan beberapa variasi percobaan dengan perbedaan jumlah data uji menjadi Data1, Data2, Data3, dan Data4. Tujuannya adalah untuk mengetahui bagaimana pembagian data yang optimal. Berikut adalah variasi pembagian data yang dilakukan.

1. Pembagian data dengan data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2017-2019 (Data1)
2. Pembagian data dengan data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2016-2019 (Data2)
3. Pembagian data dengan data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2018-2019 (Data3)
4. Pembagian data dengan data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2015-2019 (Data4)

4.4 Implementasi Algoritma

Arsitektur jaringan saraf tiruan (*neural network*) yang dipakai dalam penelitian terdiri dari : 12 lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan 1 lapisan keluaran, khusus untuk lapisan tersembunyi ditentukan melalui proses percobaan sehingga dicapai hasil pelatihan yang optimal dengan jumlah *epoch* terkecil. Penelitian ini menggunakan percobaan variasi arsitektur : 12-10-1, 12-15-1, dan 12-20-1. Arsitektur yang digunakan dideskripsikan pada gambar 4.1



Gambar 4. 1 Arsitektur yang digunakan

4.4.1 Perubahan Data

Perubahan data dilakukan agar memudahkan sistem pada saat membaca data. Data yang sudah diubah terdiri dari pola data yang berisi input dan target pada satu pola. Penelitian ini memiliki variasi dalam pembagian data pada jumlah data ujinya menjadi Data1, Data2, Data3 dan Data4 sesuai uraian pada sub bab 4.3 sehingga perubahan data dilakukan mengikuti banyaknya pembagian data, Berikut adalah contoh perubahan data yang dilakukan pada Data1.

Tabel 4. 3 Perubahan Data Latih pada Data1

Pola	X (Input) ke-					Target
	1	2	...	11	12	
1	0,1000	0,1082	...	0,2467	0,3282	0,3199
2	0,1082	0,1108	...	0,3282	0,3199	0,3077
3	0,1108	0,1102	...	0,3199	0,3077	0,3133
4	0,1102	0,1153	...	0,3077	0,3133	0,3256
5	0,1153	0,1290	...	0,3133	0,3256	0,3424
...
45	0,6439	0,6441	...	0,7595	0,7575	0,7507
46	0,6441	0,6515	...	0,7575	0,7507	0,7612
47	0,6515	0,6780	...	0,7507	0,7612	0,7715
48	0,6780	0,7014	...	0,7612	0,7715	0,7951

Tabel 4. 4 Perubahan Data Uji pada Data1

Pol a	X (Input) ke-					Targ et
	1	2	.. .	11	12	
1	0,58 29	0,59 14	.. .	0,65 15	0,67 80	0,70 14
2	0,59 14	0,59 09	.. .	0,67 80	0,70 14	0,70 77
3	0,59 09	0,59 40	.. .	0,70 14	0,70 77	0,71 51
4	0,59 40	0,60 82	.. .	0,70 77	0,71 51	0,71 88
5	0,60 82	0,63 36	.. .	0,71 51	0,71 88	0,72 68
...
21	0,75 07	0,76 12	.. .	0,88 63	0,89 09	0,88 01
22	0,76 12	0,77 15	.. .	0,89 09	0,88 01	0,88 09
23	0,77 15	0,79 51	.. .	0,88 01	0,88 09	0,88 66
24	0,79 51	0,80 77	.. .	0,88 09	0,88 66	0,90 00

4.4.2 Inisialisasi Bobot

Inisialisasi bobot awal dan bias dilakukan dengan 2 skenario yaitu dengan menggunakan bobot bilangan *random* dan bobot *Nguyen-Widrow*. Berikut rincian skenario dalam menentukan bobot awal pada penelitian.

1. Inisialisasi bobot menggunakan bilangan *random*, dilakukan dengan menentukan nilai secara acak, dalam menentukan nilai acak tersebut pada umumnya dibatasi pada *range* tertentu diantaranya -0.5 sampai 0.5 dan 0 sampai 1.
2. Inisialisasi bobot menggunakan *Nguyen-Widrow*. Algoritma *Nguyen-Widrow* melakukan inisialisasi bobot dan bias pada bobot V_{ij} yaitu bobot antara *neuron input* dan *neuron hidden*. Penelitian ini menggunakan variasi jumlah *neuron hidden* yaitu 10, 15 dan 20 dengan jumlah neuron input 12 sehingga jumlah bobot yang harus inisialisasi menggunakan Algoritma *Nguyen-Widrow* berturut-turut adalah neuron 10 = 120, neuron 15 = 180, dan neuron 20 = 240. Berikut adalah rincian proses perubahan bobot inisialisasi *Nguyen-Widrow*.

4.4.3 Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan

Setelah menentukan inialisasi bobot dan bias awal secara *random* dan menggunakan algoritma *Nguyen-Widrow* maka proses selanjutnya adalah melakukan pelatihan jaringan. Pada penelitian ini dilakukan percobaan variasi nilai jumlah *hidden neuron* dan pembagian data serta Inialisasi bobot awal untuk mengetahui perbedaan performa hasil prediksi dari sistem dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK). Percobaan pelatihan dengan variasi Bobot awal bilangan acak dan *nguyen-widrow*, Hidden neuron 10, 15 dan 20, serta pembagian data menjadi Data1, Data2, Data3 dan Data4 serta menggunakan parameter tetap *input layer* 12, *learning rate* (α) 0.1, *epoch* 10000 dan *error goal* 0.0001.

4.5 Hasil Pengujian Jaringan

Percobaan pada proses pengujian menggunakan skenario dengan cara melakukan kombinasi jumlah hidden neuron dan pembagian data serta Inialisasi bobot. Parameter pengujian yang digunakan adalah *Input layer* 12, toleransi error minimum 0.0001, dan *learning rate* 0,1.

Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Bilangan Acak

No.	Bobot Awal	Hidden Neuron	Pembagian Data	MSE Latih
1	Bilangan acak (<i>random</i>)	10	Data1	14,120e-04
2		15		11,770e-04
3		20		76,310e-04
4		10	Data2	1,433e-04
5		15		3,699e-04
6		20		2,678e-04
7		10	Data3	39,00e-04
8		15		64,00e-04

Tabel 4. 6 Hasil Pengujian Nguyen-Widrow

No.	Bobot Awal	Hidden Neuron	Pembagian Data	MSE Latih
13	Algoritma <i>Nguyen-Widrow</i>	10	Data1	1,618e-04
14		15		1,326e-04
15		20		1,249e-04
16		10	Data2	1,239e-04
17		15		1,153e-04
18		20		1,233e-04
19		10	Data3	2,280e-04
20		15		2,153e-04

				04				04
9		20		6,687e-04	21		20	1,905e-04
10		10	Data4	9,149e-04	22		10	1,161e-04
11		15		13,00e-04	23		15	1,149e-04
12		20		2,872e-04	24		20	1,115e-04

4.6 Evaluasi

Evaluasi terhadap hasil pengujian jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dilakukan untuk mengetahui seperti apa pengaruh algoritma inisialisasi *Nguyen-Widrow* terhadap performa pelatihan algoritma *Backpropagation* dan performa hasil prediksi dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK). Berikut adalah rincian tahap evaluasi yang dilakukan pada penelitian.

4.6.1. Performa Pelatihan Algoritma *Backpropagation*

Untuk mengetahui seperti apa perbedaan performa pelatihan Algoritma *Backpropagation* dengan inisialisasi *Nguyen-Widrow* dan inisialisasi *random* dilakukan dengan pengukuran jumlah iterasi. Perhitungan jumlah iterasi yang dilakukan dengan dideskripsikan pada tabel 4.6 dan tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Percobaan Iterasi Bobot *Random*

Percobaan ke-i	Iterasi (maks. 10000)	MSE Latih	MSE Uji
1	10.000	1,1191e-04	14,120e-04
2	8012	0,9988e-04	11,770e-04
3	5778	0,9996e-04	76,310e-04
4	9086	0,9999e-04	1,433e-04
5	5148	0,9998e-04	3,699e-04
6	6820	0,9999e-04	2,678e-04
7	10000	1,4838e-04	39,00e-04
8	5043	0,9995e-04	64,000e-04
9	3317	0,9999e-04	6,687e-04
10	10000	1,5101e-04	9,149e-04
11	2378	0,9997e-04	13,000e-04
12	3745	0,9998e-04	2,872e-04
Rata-Rata	6610,58	1,091e-04	20,190e-04

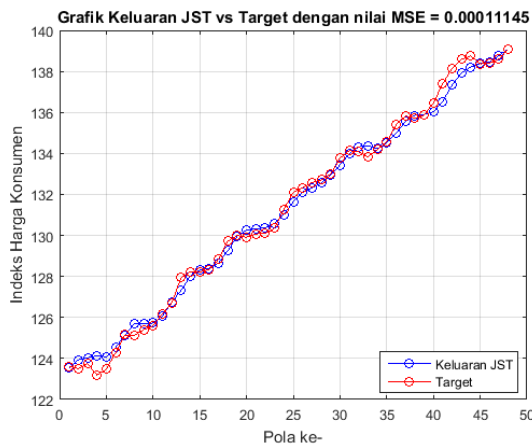
Tabel 4. 8 Percobaan Iterasi Bobot *Nguyen-Widrow*

Percobaan ke-i	Iterasi (maks. 10000)	MSE Latih	MSE Uji
1	4162	0,9999e-04	1,618e-04
2	4814	0,9999e-04	1,326e-04
3	4978	0,9999e-04	1,249e-04
4	4830	0,9997e-04	1,239e-04
5	5954	0,9999e-04	1,153e-04
6	3521	0,9989e-04	1,233e-04
7	5370	0,9989e-04	2,280e-04
8	5369	0,9999e-04	2,153e-04
9	5496	0,9996e-04	1,905e-04
10	5137	0,9998e-04	1,161e-04
11	4485	0,9998e-04	1,149e-04
12	3625	0,9999e-04	1,115e-04
Rata-Rata	4811,75	0,9997e-04	1,454e-04

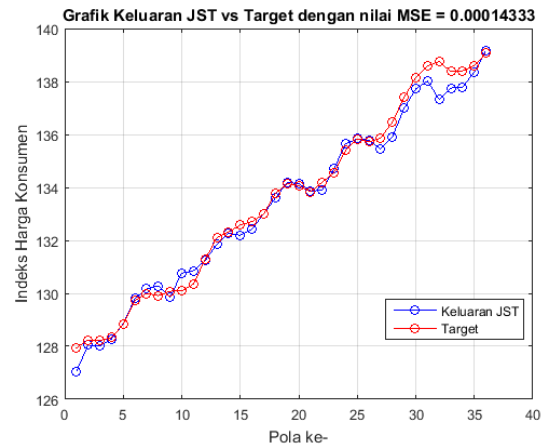
Berdasarkan tabel percobaan iterasi algoritma *Backpropagation* bobot *random* didapat jumlah iterasi yang dilakukan untuk mencapai MSE optimal adalah 9086. Sedangkan untuk bobot *Nguyen-Widrow* jumlah iterasi yang dilakukan untuk mencapai MSE optimal adalah 3625. Berdasarkan percobaan tersebut, inisialisasi bobot *Nguyen-Widrow* memiliki jumlah iterasi lebih kecil jika dibandingkan dengan inisialisasi bobot dalam mencapai target MSE. Sehingga dapat disimpulkan inisialisasi bobot *Nguyen-Widrow* dapat mempercepat proses pelatihan dari Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*.

4.6.2. Performa Hasil Penelitian

Untuk mengetahui bagaimana performa hasil prediksi algoritma *Backpropagation* dengan bobot awal *Nguyen-Widrow* dan bilangan *random* dapat diukur dengan MSE (*Mean Square Error*) dan koefisien determinasi (*R squared*). Dari 12 percobaan yang dilakukan didapat hasil optimal dari masing-masing skenario, berikut adalah grafik perbandingan MSE uji dan koefisien determinasi yang optimal dari pengujian jaringan yang dideskripsikan pada gambar 4.2 dan 4.3 serta 4.4 dan 4.5.

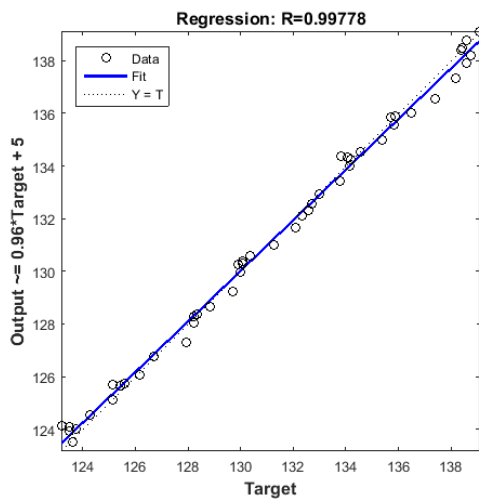


Gambar 4. 2 Grafik Pengujian Inisialisasi *Nguyen Widrow*

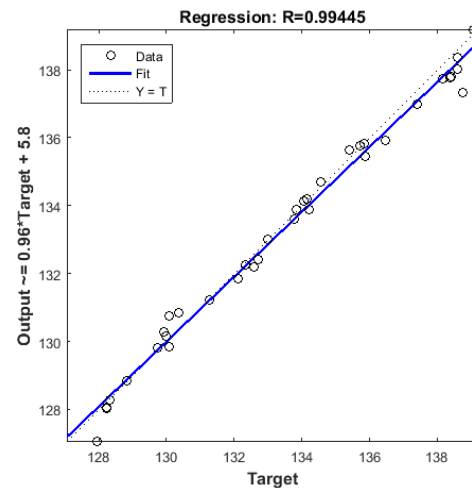


Gambar 4. 3 Grafik Pengujian Inisialisasi *Random*

Berdasarkan grafik tersebut dapat disimpulkan dari perbandingan MSE uji yang optimal dari 12 percobaan, diketahui bahwa Algoritma Inisialisasi *Nguyen-Widrow* memiliki nilai MSE lebih kecil dari inisialisasi secara *random* yaitu 0,0001145. Sedangkan inisialisasi *random* memiliki MSE yaitu 0,000143.



Gambar 4. 4 Plotregresi pengujian bobot *Nguyen-Widrow*



Gambar 4. 5 Plotregresi pengujian bobot *Random*

Nilai koefisien determinasi dikatakan optimal apabila semakin mendekati nilai 1. Berdasarkan plotregresi tersebut, diketahui bahwa Algoritma Inisialisasi *Nguyen-Widrow* memiliki nilai koefisien determinasi lebih besar dari inisialisasi secara *random* yaitu 0,99778. Sedangkan inisialisasi *random* memiliki nilai koefisien determinasi yaitu 0,99445.

5. Penutup

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pengujian performa pelatihan dengan jumlah iterasi, algoritma *Backpropagation* bobot *random* menghasilkan jumlah iterasi 9086. sedangkan untuk bobot *Nguyen-Widrow* adalah 3625. maka disimpulkan inisialisasi bobot *Nguyen-Widrow* dapat mempercepat proses pelatihan algoritma *Backpropagation*. Berdasarkan perbandingan grafik MSE dan koefisien determinasi diketahui bahwa inisialisasi bobot menggunakan algoritma *Nguyen-Widrow* memiliki nilai MSE 0,0001145 dan nilai koefisien determinasi 0,99778. Sedangkan inisialisasi *random* memiliki MSE 0,0001430 serta nilai koefisien determinasi 0,99445. Maka pada penelitian ini inisialisasi bobot *Nguyen-Widrow* memiliki performa hasil prediksi lebih tinggi dari inisialisasi bobot *random*. Berdasarkan pengujian jaringan, kombinasi terbaik dari Inisialisasi bobot awal *Nguyen-Widrow* yaitu *neuron input* 12, jumlah *hidden neuron* 15, *learning rate* 0,1 dan *error goal* 0,0001 serta data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2016-2019. Sedangkan dari Inisialisasi *random* dihasilkan kombinasi terbaik dengan *neuron input* 12, jumlah *hidden neuron* 10, *learning rate* 0,1 dan *error goal* 0,0001 serta data latih tahun 2014-2018 dan data uji tahun 2016-2019. Berdasarkan penelitian diketahui bahwa inisialisasi bobot *nguyen-widrow* dapat memberikan pengaruh terhadap algoritma *Backpropagation* pada proses pelatihan dan performa hasil prediksinya. Pengaruh tersebut lebih optimal jika dibandingkan dengan inisialisasi bobot secara *random*.

5.2 Saran

Meningkatkan jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian sehingga nilai akurasi yang dihasilkan sistem dapat meningkat. Meningkatkan jumlah variasi parameter dalam pelatihan jaringan sehingga didapat hasil kombinasi yang lebih optimal dan akan menambah nilai akurasi. Melakukan perbandingan dengan algoritma yang berbeda bukan hanya *Backpropagation* sehingga dapat mengetahui metode apa yang optimal dalam memprediksi Indeks Harga Konsumen (IHK).

Referensi

- [1] Krisna, F. (2009). Prediksi Harga Saham dengan Pendekatan Artificial Neural Network menggunakan Algoritma Backpropagation.
- [2] Mishra, K., Mittal, N. K., & Mirja, M. H. (2014). Image Compression Using Multilayer Feedforward Artificial Neural Network with Nguyen Widrow Weight Initialization Method. *IJETAE*, 4(4), 475-480.
- [3] Ndruru, R. E., Situmorang, M., & Tarigan, G. (2014). Analisa Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Hasil Produksi Padi di Deli Serdang. *Saintia Matematika*, 2(1), 71-83.
- [4] Puspitaningrum, D. (2006). Pengantar Jaringan Saraf Tiruan (1st ed.). Yogyakarta: ANDI.
- [5] Rachman, A. S., Cholissodin, I., & Fauzi, M. A. (2018). Peramalan Produksi Gula Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation pada PG Candi Baru Sidoarjo. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(4), 1683-1689.
- [6] Wanto, A., & Windarto, A. P. (2017). Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *SinkrOn Jurnal & Penelitian Teknik Informatika*, 2(2), 37-44.

- [7] Windarto, A. P. (2017). Implementasi JST dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman KUR pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan dengan Metode Backpropagation. *J-SAKTI*, 1(1), 12-23.
- [8] Andrian, Y. & Wayahdi, M. R., 2014. *Analisis Algoritma Inisialisasi Nguyen Widrow pada Proses Prediksi Curah Hujan Kota Medan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network*. s.l., Seminar Nasional Informatika
- [9] Dahriani. (2015). Jaringan Saraf Tiruan Dengan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit Asma. *Citec Journal*.
- [10] Riadi, M. (2016). *Kajian Pustaka.com*. Retrieved Oktober 18, 2019, from <http://www.kajianpustaka.com/2016/11/jaringan-saraf-tiruan-jst.html?m=1>
- [11] Haykin, S. (2009). *Nural Networks and Learning Machines*. United State of America: Pearson.