IMPLEMENTASI METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* (BPNN) DALAM MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

(Skripsi)

Oleh

AHMAD RIZKI WIRANTO

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF THE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (BPNN) METHOD TO FORECASTING INFLATION IN INDONESIA

By

Ahmad Rizki Wiranto

Forecasting is an attempt to predict something in the future based on patterns of data or information in the past. ARIMA, Exponential Smoothing, and SARIMA are several methods that are often used in forecasting time series data. However, this method has weaknesses, namely the data used must be stationary and the resulting accuracy is not good. To overcome these weaknesses, many researchers apply the Artificial Neural Network method, one of which is Backpropagation Neural Network. The Backpropagation Neural Network method is very well used in economic forecasting. The economic problem in Indonesia that is still a big problem is inflation. In this study, inflation forecasting in Indonesia will be carried out using inflation data in Indonesia for the period January 2000 to October 2022. The results obtained show that the best data sharing was 50% training and 50% testing using the sigmoid binary activation function, the best architecture was obtained, namely 12-21-1 with an MSE value at the training stage of 0,00067535 and MSE at the testing stage is 0.0767. After forecasting, it was found that the highest inflation occurred in October 2023 of 0,5579 and the smallest inflation forecast occurred in February 2023 of 0,203.

Keywords: Forecasting, Neural Network, Backpropagation Neural Network, Inflation

ABSTRAK

IMPLEMENTASI METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* (BPNN) DALAM MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

Oleh

Ahmad Rizki Wiranto

Peramalan merupakan upaya dalam memperkirakan sesuatu di masa depan berdasarkan pada pola data atau informasi di masa lalu. ARIMA, *Exponential Smoothing, dan* SARIMA merupakan beberapa metode yang sering digunakan dalam peramalan data runtun waktu. Namun, metode tersebut memiliki kelemahan yaitu data yang digunakan harus stasioner serta akurasi yang dihasilkan kurang baik. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, peneliti banyak yang menerapkan metode Jaringan Syaraf Tiruan salah satunya *Backpropagation Neural Network*. Metode *Backpropagation Neural Network* sangat baik digunakan dalam peramalan bidang ekonomi. Masalah ekonomi di Indonesia yang sampai saat ini masih menjadi permasalahan besar adalah inflasi. Pada penelitian ini, akan dilakukan peramalan inflasi di Indonesia menggunakan data inflasi periode Januari 2000 hingga Oktober 2022. Hasil yang diperoleh menunjukan pembagian data terbaik yaitu 50% *training* dan 50% *testing* dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* didapatkan arsitektur terbaik yaitu 12-21-1 dengan nilai MSE pada tahapan *training* sebesar 0,00067535 dan MSE pada tahapan *testing* yaitu 0,0767. Setelah dilakukan peramalan, diperoleh bahwa inflasi tertinggi terjadi pada bulan Oktober 2023 sebesar 0,5579 serta peramalan inflasi terkecil terjadi pada Februari 2023 sebesar 0,203.

Kata Kunci: Peramalan, Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation Neural Network, Inflasi.

IMPLEMENTASI METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* (BPNN) DALAM MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

Oleh
AHMAD RIZKI WIRANTO
1917031008

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023

Judul Skripsi	: **IMPLEMENTASI METODE *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* (BPNN) DALAM MERAMALKAN TINGKAT INFLASI DI INDONESIA**
Nama Mahasiswa	: *Ahmad Rizki Wiranto*
Nomor Pokok Mahasiswa	: **1917031008**
Program Studi	: **Matematika**
Fakultas	: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Drs. Eri Setiawan, M.Si.	**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**
NIP. 195811011988031002	NIP. 197403162005011001

2. Ketua Jurusan Matematika

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Drs. Eri Setiawan, M.Si.** .....

Sekretaris : **Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.** .....

Penguji
Bukan Pembimbing : **Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.** .....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.
NIP 19740705 2000031001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **10 Februari 2023**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: **Ahmad Rizki Wiranto**
Nomor Pokok Mahasiswa	: **1917031008**
Jurusan	: **Matematika**
Judul Skripsi	: **IMPLEMENTASI METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK (BPNN) DALAM MERAMALKAN INFLASI DI INDONESIA**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 10 Februari 2023
Penulis

Ahmad Rizki Wiranto
NPM. 1917031008

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Ahmad Rizki Wiranto lahir di Penumangan, Kecamatan Tulang Bawang Tengah, Kabupaten Tulang Bawang Barat pada 3 November 2000. Penulis merupakan anak terakhir dari pasangan Bapak Ibrahim Umar dan Ibu Sulna.

Penulis menempuh pendidikan taman kanak-kanak (TK) di TK PGRI Penumangan Lama pada tahun 2006 sampai dengan 2007. Kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Dasar di SDN 2 Penumangan Lama pada tahun 2007 sampai dengan 2013. Penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Bina Desa pada tahun 2013 sampai dengan 2016. Kemudian menempuh pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMAN 1 Tulang Bawang Tengah pada tahun 2016 sampai dengan 2019. Pada tahun 2019 penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN) serta menjadi penerima Beasiswa Bidikmisi.

Selama menjadi mahasiswa, penulis pernah bergabung menjadi anggota Generasi Muda Penerus HIMATIKA (GEMATIKA) pada periode 2019. Pada periode 2020 dan 2021, penulis bergabung menjadi Staf Dinas Sains dan Pengabdian Masyarakat Badan Eksekutif Mahasiswa (BEM) FMIPA Universitas Lampung.

Pada bulan Agustus sampai dengan Desember 2021 penulis mengikuti kegiatan Merdeka Belajar - Kampus Merdeka (MBKM) yaitu Kampus Mengajar di SD IT Al-Bayan Dayamurni. Pada bulan Januari sampai Maret 2022, penulis

melaksanakan kegiatan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Tulang Bawang. Sebagai bentuk aplikasi bidang ilmu kepada masyarakat, pada bulan Juni sampai Agustus 2022, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Adiluhur, Kec. Jabung, Kab. Lampung Timur.

KATA INSPIRASI

"Jadikanlah sabar dan sholat sebagai penolongmu"

(QS. Al-Baqarah : 45)

"Maka sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan"

(QS. Al-Insyirah : 5)

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya. Dia mendapat (pahala) dari (kebajikan) yang dikerjakan dan dia mendapat (siksa) dari (kejahatan) yang diperbuatnya ..."

(QS. Al-Baqarah : 286)

"Live for the after life"

(Fedi Nuril)

"Bagaimana mungkin setiap mimpi dan harapan kita dapat menjadi kenyataan, jika Sang Maha Menentukan saja masih kita nomor duakan"

(Muhammad Arinal Haq)

"Masa depan memang penuh dengan ketidakpastian. Tapi barangkali kisi-kisinya bisa terlihat dari apa yang saat ini kita lakukan dan perjuangkan. Maka libatkan Allah disetiap prosesnya dan jangan pernah berharap kepada siapapun di dunia selain kepada Allah"

(Ahmad Rizki Wiranto)

PERSEMBAHAN

Bismillahirrahmanirrahim
Alhamdulillahirobbil'alamin

Dengan segala kerendahan hati mengucapkan syukur kepada Allah SWT
Atas segala ridhonya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.

Saya persembahkan karya ini kepada :

Kedua Orang Tua dan Keluarga

Terima kasih atas segala kasih sayang, pengorbanan, doa, pengetahuan, dan nasehat. Terima kasih yang tiada terhingga telah mendukung segala bentuk keinginan penulis. Terima kasih telah mengajarkan banyak hal luar biasa, dan banyak pelajaran yang berharga sehingga menjadikan penulis menjadi seseorang yang kuat .

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, serta memberikan arahan dan ilmu yang berharga.

Sahabat-sahabatku

Terimakasih atas semua keceriaan dan semangat yang telah diberikan.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan karunianya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Shalawat serta salam tak lupa penulis haturkan kepada Nabi Muhammad SAW atas dakwah dan risalah Beliau, sehingga kita dapat berada di zaman yang penuh ilmu. Skripsi dengan judul "**Implementasi Metode *Backpropagation Neural Network* dalam Meramalkan Tingkat Inflasi di Indonesia"** disusun sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika (S. Mat) pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

Dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si., selaku pembimbing utama atas kesediaan waktu, pemikiran dalam memberikan evaluasi, arahan, dan saran yang membangun dalam proses penyusunan skripsi.
2. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku pembimbing kedua serta Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung atas kesediaan waktu, arahan, dan saran yang membangun dalam proses penyusunan skripsi.
3. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A. Ph.D., selaku dosen pembahas atas kesediaan waktu, saran, dan masukan yang membangun selama proses penyusunan skripsi.
4. Ibu Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc., selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan, motivasi, dan nasehat selama penulis menjalankan perkuliahan.
5. Bapak Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, M.T., selaku dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

6. Seluruh Dosen, Staf, dan Civitas Akademika Jurusan Matematika Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Terima kasih untuk diri sendiri yang telah berjuang, bertumbuh dan bertahan hingga dapat menyelesaikan skripsi.
8. Ayah dan Emak tersayang, Duka, Unti, Ohtun, One, Oka, Njung, Ohda, Ahun, Mulya, Jessica, Rayhan, Qiyara, Jeshanum, Zulaikha beserta keluarga besar yang selalu mendoakan, memberikan dukungan baik moril maupun materil, serta selalu memotivasi penulis.
9. Untuk keluarga bahagia, Aldi, Fazri, Maji, Sinta, Puja, dan Dini, terima kasih untuk segala dukungan, bantuan, kebersamaan, kehangatan, keceriaan, dan kedamaian dalam menjalani perkuliahan dan selama proses penyusunan skripsi.
10. Untuk keluarga delima agung: Sidiq dan Candra yang selalu menemani setiap keluh kesah, membersamai dengan canda tawa, kebersamaan yang tanpa batas, serta semua kebaikan yang tak terhitung lagi.
11. Untuk Rizke, Amel, Gusti, Mia, Wina, Zea, Novi, Anis, Herlina, Elsa, Risma, dan Gilang yang telah membantu, memberikan dukungan, semangat, dan memotivasi penulis dalam menyelesaikan skripsi.
12. Untuk Paizal, Jainal, dan Chipta atas segala bentuk dukungan, semangat, dan masih menemani penulis dari SMA hingga saat ini.
13. Bang Arjun, Bang Maulana Yusuf, Yunda Riska, Bang Desfan, Bang Farrel, serta teman-teman lainnya yang selalu memberikan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi.
14. Teman-teman Matematika 2019 dan Abang Yunda yang telah membantu selama perkuliahan selama ini.
15. Teman-teman KKN Desa Adi Luhur, untuk segala kebersamaannya di Jabung.
16. Teman-teman Dinas Sains dan Pengabdian Masyarakat (SPM) BEM FMIPA Tahun 2020 dan 2021 yang telah membersamai penulis dalam belajar dan berkembang dalam organisasi.
17. Seluruh pihak terkait yang membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari skripsi ini masih jauh dari kata sempurna dan masih terdapat banyak kekurangan. Oleh sebab itu, saran dan kritikan yang membangun senantiasa penulis harapkan. Dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang memerlukan. Aamiin.

Bandar Lampung, 10 Februari 2023
Penulis

Ahmad Rizki Wiranto
NPM. 1917031008

DAFTAR ISI

halaman

DAFTAR TABEL ..... **xvii**
DAFTAR GAMBAR ..... **xix**
I. PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang dan Masalah 1
1.2 Tujuan Penelitian 3
1.3 Manfaat Penelitian 3

II. TINJAUAN PUSTAKA **4**
2.1 Analisis Deret Waktu 4
2.2 Peramalan 4
2.3 Jaringan Syaraf Tiruan 5
2.4 Proses Pembelajaran 10
2.5 Pembagian Data 11
2.5.1. Data Latih 12
2.5.2. Data Uji 12
2.6 Normalisasi 12
2.7 *Backpropagation Neural Network* (BPNN) 13
2.8 Fungsi Aktivasi 20
2.9 Denormalisasi 22
2.10 *Mean Squared Error* (MSE) 23
2.11 Inflasi 23

III. METODELOGI PENELITIAN **24**
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian 24
3.2 Data Penelitian 24
3.3 Metode Penelitian 24

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 26
4.1 Analisis Deskriptif 26
4.2 Normalisasi Data 27
4.3. Pembagian Data 28
4.4. *Backpropagation Neural Network* 29
4.4.1. Membangun Parameter Jaringan 29
4.4.2. Menentukan *Hidden Layer* 30
4.4.3. Pelatihan *Backpropagation* 30
4.4.4. Pengujian *Backpropagation* 45
4.4.5. Peramalan 48

V. KESIMPULAN 50
DAFTAR PUSTAKA 51
LAMPIRAN 54
Lampiran 1. Data Penelitian 55
Lampiran 2. *Input* dan Target 56
Lampiran 3. Bobot Awal dari Input Layer ke Hidden Layer 67
Lampiran 4. Hasil Perhitungan Perubahan Nilai Bobot $\Delta \boldsymbol{v_{ij}}$ 69
Lampiran 5. Nilai Bobot Baru pada Input Layer ke Hidden Layer $\boldsymbol{v_{ij}}$ 70
Lampiran 6. Hasil Pengujian 72
Lampiran 7. Normalisasi Hasil Pengujian 73
Lampiran 8. *Syntax* Pelatihan 74
Lampiran 9. *Syntax* Pengujian 76
Lampiran 10. *Syntax* Peramalan 79

DAFTAR TABEL

Tabel Halaman

1. Statistika Deskriptif Data Inflasi di Indonesia. 26
2. Data Normalisasi 27
3. Pembagian Data Input dan Output 28
4. Bobot Awal dari Input Layer ke Hidden Layer 30
5. Bobot Awal dari Hidden Layer ke Output Layer 31
6. Bias dari Input Layer ke Hidden Layer 31
7. Bias dari Hidden Layer ke Output Layer 32
8. Nilai Penjumlahan dari Sinyal Masukan z_{in_j} 33
9. Perubahan Nilai Bobot Δw_{jk} 35
10. Hasil Perhitungan δ_{in_j} 36
11. Hasil Perhitungan δ_j 37
12. Hasil Perhitungan Perubahan Nilai Bobot Δv_{ij} 37
13. Hasil Perhitungan Perubahan Nilai Bias v_{0j} 38
14. Nilai Bobot Baru pada Hidden Layer ke Output Layer (w_{jk}) 39
15. Nilai Bobot Baru pada Input Layer ke Hidden Layer v_{ij} 39
16. Nilai Bias Baru pada Input Layer ke Hidden Layer v_{0j} 40
17. Hasil Pengujian dengan Pembagian Data Latih (80%) dan Data Uji (20%) . 41
18. Hasil Pengujian dengan Pembagian Data Latih (70%) dan Data Uji (30%) . 42
19. Hasil Pengujian dengan Pembagian Data Latih (60%) dan Data Uji (40%) . 43
20. Hasil Pengujian dengan Pembagian Data Latih (50%) dan Data Uji (50%) . 44
21. Hasil Pengujian 46
22. Normalisasi Hasil Pengujian 46
23. Hasil Peramalan sebelum Denormalisasi 48

24. Hasil Peramalan 49

DAFTAR GAMBAR

Gambar Halaman

1. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan. 7
2. Single Layer. 9
3. Multilayer. 9
4. Arsitektur Backpropagation Neural Network (BPNN). 14
5. Grafik Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner. 21
6. Grafik Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar 22
7. Plot Data Inflasi Umum di Indonesia 26
8. Grafik Keluaran dan Target Pelatihan 45
9. Grafik Keluaran dan Target Pengujian 47
10. Hasil Peramalan 49

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Peramalan merupakan upaya dalam memperkirakan sesuatu pada masa yang akan datang dengan didasarkan pada pengujian keadaan di masa lampau secara alamiah berdasarkan pola data atau informasi di masa lalu (Rana & Koprinska, 2016). Beberapa metode yang sering digunakan untuk memprediksi diantaranya adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Exponential Smoothing, Single Moving Average, Double Exponential Smoothing,* dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Namun, metode prediksi tersebut memiliki beberapa kelemahan diantaranya adalah data yang digunakan harus stasioner serta akurasi yang dihasilkan kurang baik (Susilokarti, dkk., 2015).

Dalam mengatasi kelemahan dari prediksi menggunakan metode tersebut, metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menjadi salah satu alternatif yang diterapkan oleh peneliti. Hal ini karena dengan adanya tahapan pelatihan dapat meningkatkan hasil peramalan yang lebih baik serta dapat digunakan pada data deret waktu yang tidak stasioner. Suatu sistem dalam sebuah pemrosesan informasi yang didesain menyerupai cara kerja pada otak manusia dalam memecahkan permasalahan merupakan definisi dari jaringan saraf tiruan. Sehingga dengan demikian, dalam pengenalan data masa lalu dapat dilakukan oleh jaringan syaraf tiruan (Rochman & Djunaidy, 2016). Ada banyak jenis jaringan saraf tiruan, diantaranya adalah *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Metode *Backpropagation Neural Network* sangat baik digunakan dalam peramalan bidang ekonomi (Ramadhona, dkk., 2018).

Permasalahan ekonomi yang masih menjadi permasalahan yang besar dan cukup rumit di Indonesia hingga saat ini salah satunya inflasi. Menurut Badan Pusat Statistik (2021), inflasi dapat dimaknai sebagai kecenderungan naiknya harga barang dan jasa pada umumnya yang berlangsung secara terus menerus. Jika harga barang dan jasa di dalam negeri meningkat, maka inflasi mengalami kenaikan. Pengendalian inflasi menjadi salah satu perhatian utama pemerintah karena inflasi dapat memperburuk distribusi pendapatan, menyebabkan turunnya tabungan domestik, menciptakan defisit perdagangan dan meningkatkan utang luar negeri, serta dapat menyebabkan ketidakstabilan politik. Oleh karena itu, perlu dilakukan upaya agar inflasi tidak menjadi penghambat pembangunan (Sutawijaya, 2012). Maka dari itu, pemerintah sangat memerlukan peramalan tingkat inflasi agar dapat mengetahui tingkat inflasi yang akan datang, serta menjadi pertimbangan dalam pengambilan keputusan.

Penelitian Rifa'i (2021), menggunakan metode *Fuzzy* ANN untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia. Sedangkan Rizki dan Taqiyyuddin (2021), menggunakan SARIMA dalam memprediksi tingkat inflasi yang terjadi di Indonesia. Purnawansyah, *et al*. (2019), juga pernah melakukan penelitian tentang prediksi tingkat inflasi di Kota Samarinda pada tahun 2012-2017 dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Dimana fungsi pembelajaran yang digunakan adalah *trainlm*, fungsi aktivasinya yaitu *logsig* dan *purelin*, serta dengan *learning rate* sebesar 0.1 yang mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi cukup baik dengan nilai *Mean Squared Error (MSE)* sebesar 0.00000424. Sedangkan Aini, dkk. (2019), menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dengan fungsi pembelajarannya yaitu *trainlm*, sedangkan fungsi aktivasinya yaitu *logsig* dan *purelin*, yang digunakan dalam meramalkan produksi minyak kelapa sawit dengan *Mean Squared Error (MSE)* sebesar 0.0069.

Metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) terbukti memiliki akurasi yang lebih baik dari metode regresi linear dalam memprediksi nilai Ujian Nasional siswa SMP (Masruroh dan Mauladi, 2020). Selain itu, *Backpropagation Neural*

Network (BPNN) juga dinyatakan lebih baik dibandingkan metode *Recurrent Neural Network* dalam meramalkan penjualan semen. Dimana dalam penelitian ini digunakan fungsi aktivasi *logsig* serta dengan laju pembelajaran sebesar 0.002 (Achmalia, dkk., 2020).

Metode *Backpropagation Neural Network* dipilih karena keakurasiaan metode ini telah teruji dalam hal meramalkan berbagai permasalahan yang terjadi pada bidang ekonomi (Susanti, dkk., 2011). Metode ini dianggap cepat dalam mengenali pola data serta dapat beradaptasi dengan baik dalam menyelesaikan bermacam kasus peramalan (Thakur, *et al*., 2016). Berdasarkan uraian tersebut, maka penulis tertarik untuk mengimplementasi metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dalam meramalkan tingkat inflasi di Indonesia.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Memperoleh arsitektur jaringan terbaik dari pembagian data latih dan data uji serta dari fungsi aktivasi pada data tingkat inflasi di Indonesia.
2. Menerapkan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dalam meramalkan tingkat inflasi di Indonesia.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan tentang penerapan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dalam peramalan. Sehingga dapat menjadi referensi bagi pembaca apabila ingin melakukan penelitian mengenai peramalan dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN)

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu

Menurut Wei (2006), Deret waktu merupakan serangkaian pengamatan pada suatu variabel yang diperoleh secara berurutan serta disusun berdasarkan waktu ke waktu dengan interval yang tetap dalam bentuk tahunan, triwulan, bulanan, harian, dan lain sebagainya. Prinsip dari data deret waktu ialah pengamatan saat ini akan dipengaruhi oleh beberapa pengamatan yang sebelumnya. Pola dari gerakan data dapat diketahui dengan adanya data deret waktu.

2.2 Peramalan

Peramalan merupakan upaya dalam memperkirakan sesuatu pada masa yang akan datang dengan didasarkan pada pengujian keadaan di masa lampau secara alamiah berdasarkan pola data atau informasi di masa lalu (Rana & Koprinska, 2016). Sedangkan menurut Montgomery, *et al*. (2015), peramalan merupakan permasalahan dalam banyak bidang termasuk bisnis dan industri, ilmu lingkungan, ilmu sosial, pemerintahan, ekonomi, kedokteran, politik, serta keuangan. Berdasarkan pengertian tersebut, dapat disimpulkan bahwasanya konsep dari peramalan merupakan suatu metode yang digunakan dalam memperkirakan sesuatu di masa mendatang yang didasarkan pada informasi yang terdapat pada masa lalu yang relevan.

Agar dapat menghasilkan suatu peramalan yang berguna dan akurat, dapat dilakukan dengan dua langkah dasar. Pertama yaitu dengan melakukan pengumpulan data yang sesuai dengan tujuan peramalan yang akan dilakukan serta menurut informasi-informasi yang dapat menghasilkan peramalan yang akurat. Langkah dasar yang kedua adalah memilih metode peramalan yang sesuai dan tepat untuk mengolah informasi yang terkandung pada data yang telah dikumpulkan.

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan suatu sistem yang dimanfaatkan dalam pengelolaan informasi dengan suatu karakteristik yang hampir sama dengan saraf biologi (Arhami dan Nasir, 2020). Adapun beberapa istilah yang terdapat dalam jaringan syaraf tiruan adalah sebagai berikut (Puspitaningrum, 2006):

1. Neuron atau Unit

   Neuron atau unit biasanya disebut juga *node.* Setiap unit berfungsi untuk menerima data *input*, selain itu untuk melakukan pengelolaan terhadap *input* dengan melakukan sejumlah perkalian yang melibatkan *summation function* serta fungsi aktivasinya. Dari hasil tersebut diperolehlah *output.*
2. Jaringan

   Jaringan merupakan kumpulan dari neuron yang membentuk suatu lapisan serta saling terhubung.
3. *Input*

   Input merupakan nilai yang akan diproses menjadi nilai output.
4. *Output*

   Hasil dari pemahaman jaringan dari data *input* disebut *output*. Fungsi dari pembangunan jaringan syaraf tiruan berguna untuk mengetahui nilai *output*.
5. Bobot

   Bobot merupakan nilai matematis antar neuron dari sebuah koneksi, yang akan mentransfer data dari satu lapisan ke lapisan yang lainnya. Bobot

digunakan dalam mengatur jaringan sehingga dapat menghasilkan *output* yang diinginkan.

6. Fungsi Aktivasi

   Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan untuk meng-*update* nilai-nilai bobot per-iterasi dari semua nilai *input.*

7. Proses Pembelajaran

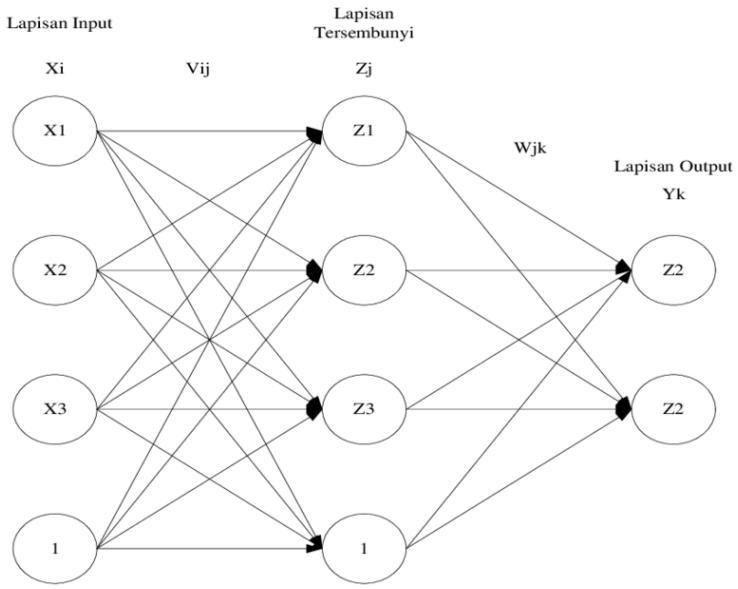
   Proses pembelajaran merupakan cara dalam berlangsungnya pembelajaran atau pada pelatihan jaringan apa termasuk dalam pembelajaran terawasi (*supervised learning*) atau pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning)*

8. Parameter Jaringan

   Parameter jaringan merupakan parameter yang terdapat pada proses pelatihan maupun pengujian pada jaringan syaraf tiruan. Berikut beberapa parameter jaringan:

   a. *Epoch* merupakan perintah untuk menentukan jumlah iterasi (*epochs*) maksimum pelatihan.
   b. *Learning Rate* merupakan perintah yang digunakan untuk menentukan laju pembelajan.

Jaringan syaraf tiruan terdiri dari neuron-neuron yang saling berkaitan sehingga akan memberikan informasi yang telah didapat, kepada neuron-neuron yang akan dikumpulkan pada suatu *layer*, dan akan dihubungkan kepada *layer-layer* sebelum serta sesudahnya. Menurut Fausset (1994), arsitektur dari suatu jaringan syaraf tiruan merupakan pengaturan dari neuron ke dalam suatu lapisan, pola dari hubungan ke dalam lapisan, serta di antara lapisannya.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan.

Umumnya, lapisan yang tersusun pada jaringan syaraf tiruan yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*).

1. Lapisan Masukan (*Input Layer*)

   Unit-unit yang ada pada lapisan *input* disebut dengan unit-unit *input*. Unit-unit *input* berperan untuk menerima *input* dari dunia luar. *Input* yang telah dimasukkan merupakan penggambaran dari suatu permasalahan.

2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

   Unit-unit yang terdapat pada lapisan tersembunyi disebut dengan unit-unit tersembunyi atau disebut juga dengan *hidden layer*. Output lapisan ini tidak bisa diamati secara langsung. Dalam penentuan banyaknya neuron pada *hidden layer* harus diperhatikan. Hal ini dikarenakan apabila banyaknya neuron yang dipilih terlalu sedikit, akan menyebabkan kondisi *underfitting*. Dimana kondisi ini terjadi dikarenakan terlalu sedikitnya neuron pada *hidden layer* untuk mendeteksi suatu sinyal yang tepat di dalam kumpulan suatu data yang sangat rumit.

Namun, apabila neuron pada *hidden layer* yang digunakan terlalu banyak akan menyebabkan kondisi *overfitting*. Hal tersebut terjadi karena pada jaringan syaraf tiruan memiliki begitu banyak kapasitas dalam pemrosesan informasi yang menyebabkan jumlah informasi terbatas yang diperoleh pada data latih karena tidak cukup dalam melatih neuron yang terdapat pada *hidden layer*. Adapun aturan dalam menentukan banyaknya neuron pada *hidden layer* dapat berdasarkan Jeff Heaton *rule* (Heaton, 2017):

a. Jumlah neuron pada *hidden layer* berada diantara banyaknya neuron pada *output layer* dan *input layer*.
b. Jumlah neuron yang terdapat pada *hidden layer* adalah berjumlah $\frac{2}{3}$ dari banyaknya neuron pada *input layer* ditambah dengan *output layer*.

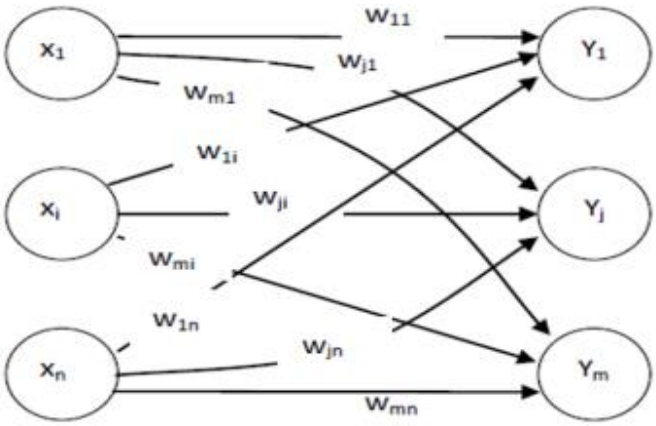
$$\frac{2}{3}(jumlah\ input\ layer + \ jumlah\ output\ layer) \qquad (2.1)$$

c. Jumlah neuron yang ada pada *hidden layer* kurang dari dua kali lipat jumlah neuron yang ada pada *input layer*.

3. Lapisan Keluaran (*Output Layer*).
   Unit-unit pada lapisan keluaran (*output*) disebut dengan unit-unit output. Keluaran dari lapisan ini merupakan solusi permasalahan dari jaringan syaraf tiruan.

Berikut merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang sering digunakan:

1. *Single Layer*
   Menurut Fausset (1994), *single layer* hanya memiliki satu lapisan bobot koneksi. Dalam jaringan *single layer*, sekumpulan neuron *input* akan dihubungkan langsung pada sekumpulan *output*-nya. Pada beberapa model (misalnya model *perceptron*), hanya memiliki satu neuron *output*.

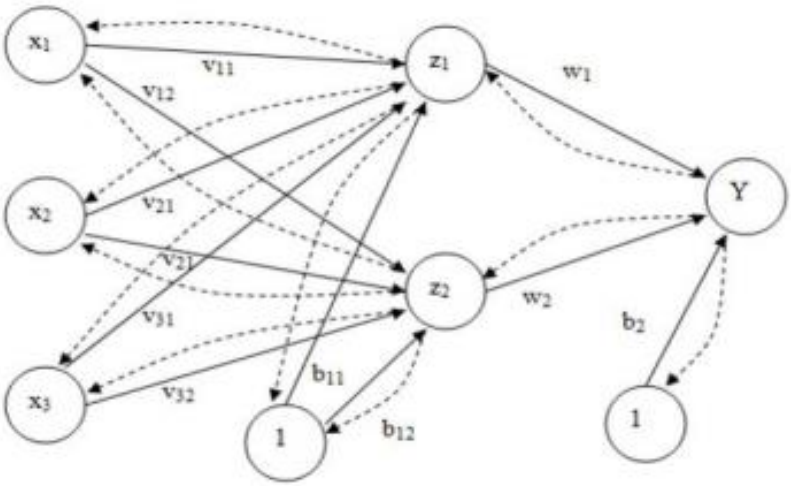


Gambar 2. *Single Layer*.

Gambar 2 menunjukan bahwasanya arsitektur dari jaringan n unit *input* $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ serta m unit *output* $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$. Besaran dari W_{ij} merupakan bobot dari hubungan antara unit ke-i dalam suatu *input* dengan suatu unit ke-j dalam *output*.

2. *Multilayer*

Jaringan ini merupakan pengembangan dari *single layer*. Selain memiliki *input layer* dan *output layer*, jaringan ini memiliki unit-unit yang lainnya juga. Jaringan ini dapat disebut dengan lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*).



Gambar 3. *Multilayer*.

Gambar 3 merupakan contoh dari *multilayer* yang memiliki 3 unit *input* (X_1, X_2, X_3), *hidden layer* yang memiliki 2 unit (Z_1, Z_2), serta satu unit *output* yaitu Y. Jaringan *multilayer* memiliki kelebihan yaitu dapat menyelesaikan suatu permasalahan yang lebih kompleks jika dibandingkan dengan *single layer*, meskipun pada saat proses pelatihannya lebih kompleks dan lama.

2.4 Proses Pembelajaran

Menurut Fausset (1994), metode dalam penentuan dari nilai bobot menjadi salah satu karakteristik yang penting dalam suatu jaringan syaraf tiruan. Nilai bobot akan berubah-ubah pada saat proses pelatihan. Apabila informasi yang ada tersampaikan dengan baik, maka nilai dari bobot tersebut akan bertambah. Namun apabila nilai bobot tersebut bertambah kecil, maka dapat dikatakan bahwa informasi dari suatu neuron tidak tersampaikan pada neuron yang lainnya. Pada tahapan pembelajaran, nilai bobot akan berubah sampai dengan nilai yang seimbang sehingga nilainya dapat tercapai dan akan diperoleh *output* yang diinginkan seperti target.

Berikut merupakan macam-macam proses pembelajaran:

1. Pembelajaran Terawasi (*Supervised Learning*)

   Pembelajaran terawasi atau yang bisa disebut dengan *supervised learning* adalah suatu teknik yang membuat fungsi dari data yang telah dipelajari pada masa lalu yang digunakan dalam memprediksi peristiwa di masa yang akan datang. Pada pembelajaran terawasi data akan dilakukan latihan (*training)*. Pada saat proses pembelajaran, pola yang terjadi pada lapisan masukan akan dibawa hingga ke lapisan keluaran melalui jaringan syaraf tiruan. Setelah sampai ke lapisan keluaran, maka nilai yang diperoleh dari proses tersebut akan dicocokan dengan nilai target yang telah ditentukan. Apabila ada perbedaan antara pola *output* yang diperoleh dari proses pembelajaran dengan pola target yang ditentukan, sehingga selisih dari keduanya disebut dengan nilai *error* . Sehingga jika terjadi kondisi dimana nilai *error* yang didapatkan

masih besar, maka akan dilakukan kembali proses pelatihan atau pembelajaran hingga kondisi dimana akan didapatkan nilai *error* yang kecil. Contoh dari algoritma pembelajaran terawasi yaitu *Backpropagation Neural Network*, KNN, *Regresi linier, Naive Bayes, Support Vector Machine, Decision Trees*, dan masih banyak lagi.

2. Pembelajaran Tidak Terawasi (*Unsupervised Learning*)
   Pada tahapan pelatihan yang tidak terawasi menerapkan proses dimana system dari jaringan syaraf tiruan akan mengendalikan atau mengatur kinerja sendiri sehingga jaringan tersebut tidak memiliki nilai target yang ditentukan. Pembelajaran tidak terawasi (*unsupervised* learning) merupakan metode pembelajaran yang tidak memerlukan data berlabel pada saat memprediksi target, melainkan hanya menggunakan kesamaan yang ada pada atribut yang dimiliki. Jika atribut serta sifat datanya setelah dilakukan analisis memiliki suatu kemiripan, maka akan dikelompokan (*clustering*). Sehingga akan menimbulkan kelompok-kelompok (klaster). Dari kelompok-kelompok tersebut model akan dilabel dan jika dilakukan prediksi, maka data akan dicocokkan terhadap kelompok yang memiliki kemiripan. Pembelajaran ini biasanya sangat cocok untuk pengelompokan (klasifikasi) pola.

2.5 Pembagian Data

Dalam proses pembuatan model prediksi, tentunya akan dilihat dari data. Dataset merupakan kumpulan dari suatu data dalam jaringan syaraf tiruan. Dataset nantinya akan dikelompokan menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Menurut Utami dan Ulama (2015), dalam melakukan pembagian proporsi data dapat berfungsi dalam mencari pembagian data yang terbaik dapat menggunakan proporsi data latih dan data uji yaitu 50:50, 60:40, 70:30, 80:20.

2.5.1. Data Latih

Data latih merupakan data yang akan digunakan dalam melatih algoritma serta akan dilakukan pencarian model yang tepat dari metode yang digunakan yang akan dimulai dengan memasukan data pelatihannya ke dalam suatu jaringan (Warsito, 2009). Data pelatihan akan mengubah suatu bobot yang menghubungkan neuron-neuron. Proses data latih berlangsung pada beberapa pengulangan hingga menemukan menemukan bobot yang sesuai. Bobot yang sesuai dapat dilihat dari nilai *error* yang diinginkan sudah tercapai. Selanjutnya nilai bobot akan dijadikan dasar pengetahuan pada tahapan pengenalan.

2.5.2. Data Uji

Data uji merupakan data yang akan diuji untuk melihat akurat atau tidaknya model yang telah diperoleh. Data uji hanya mencakup masukan saja, bukan keluaran yang diharapkan yang digunakan untuk melihat seberapa baik suatu algoritma yang telah dilatih serta memperkirakan model yang akan digunakan dalam memprediksi. Pada proses ini, pengujian akan dilakukan dengan cara memasukan data pengujian yang belum pernah dilatih sebelumnya dengan menggunakan bobot dari tahapan pelatihan sebelumnya dengan harapan menghasilkan *error* yang kecil seperti pada tahapan pelatihan (Warsito, 2009). Data latih digunakan dalam proses pembentukan arsitektur yang terbaik saat proses pelatihan, sedangkan data uji sendiri digunakan dalam pengujian keakuratan dari suatu arsitektur yang telah terbentuk sebelumnya.

2.6 Normalisasi

Normalisasi merupakan merupakan tahapan yang dilakukan pada data asli sehingga data yang akan digunakan berada pada range tertentu (Budianita & Prijodiprodjo, 2013). Adapun tujuan dari proses normalisasi pada data yang akan

digunakan ialah agar diperoleh data dengan rentang yang tidak terlalu jauh, namun tetap tidak kehilangan karakteristik dari data asli. Menurut Chamidah dan Salamah (2012), normalisasi dengan menggunakan metode *min-max* dapat memberikan nilai efektivitas yang terbaik dalam hal akurasi dan kecepatan konvergensi yang mencapai akurasi rata-rata hingga 96.86%. Rumus normalisasi dengan *min-max* sebagai berikut: (Budianita & Prijodiprodjo, 2013):

$$x^* = \frac{x - \min(x)}{max(x) - min(x)} \tag{2.2}$$

dengan:

x^* = Nilai sesudah dinormalisasi.

x = Nilai sebelum dinormalisasi.

$min(x)$ = Data dengan nilai minimum.

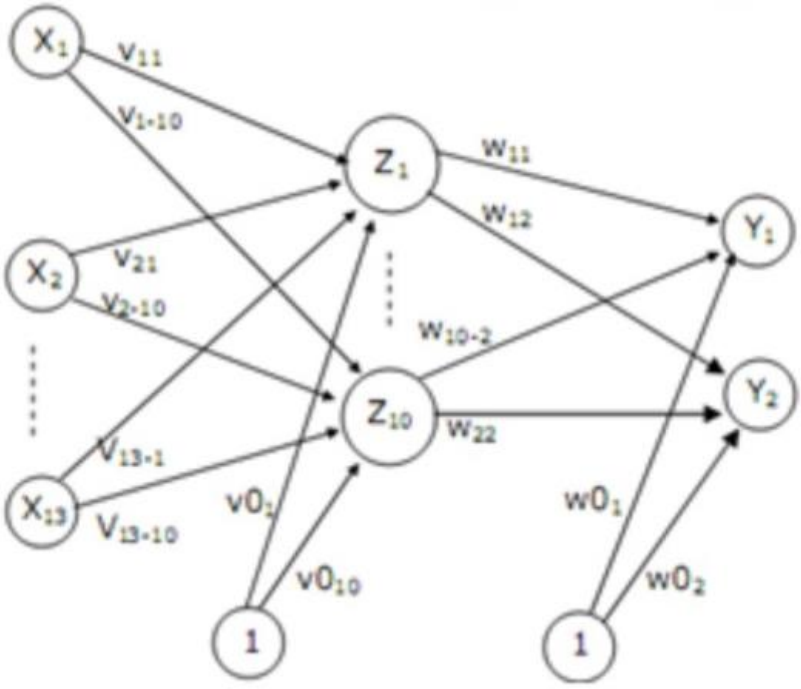
$max(x)$ = Data dengan nilai maksimum.

2.7 *Backpropagation Neural Network* (BPNN)

Backpropagation Neural Network (BPNN) merupakan jaringan syaraf tiruan yang termasuk dalam *supervised learning* dengan *multilayer perceptron* yang memiliki dua arah yaitu: maju dan mundur. *Backpropagation Neural Network* (BPNN) memiliki tiga *layer* dalam proses pelatihannya yaitu *input layer, hidden layer,* dan *output layer*. Pengaruh dari adanya lapisan tersembunyi adalah akan memperkecil tingkat *error* pada *Backpropagation Neural Network* (BPNN) apabila dibandingkan dengan *single layer* atau yang tidak memiliki lapisan tersembunyi. Hal ini dikarenakan fungsi *hidden layer* pada *Backpropagation Neural Network* (BPNN) berfungsi dalam memperbarui dan menyesuaikan bobot. Dengan adanya penyesuaian bobot ini akan didapatkan nilai bobot yang baru yang bisa diarahkan untuk mendekati target yang diinginkan (Afrianto, dkk., 2013).

Untuk setiap neuron yang terdapat pada lapisan masukan (*input layer*) akan terhubung dengan setiap neuron yang terdapat pada lapisan tersembunyi, begitu

pula untuk setiap neuron pada lapisan tersembunyi akan selalu terhubung dengan dengan pada *layer output* (lapisan keluaran).



Gambar 4. Arsitektur *Backpropagation Neural Network* (BPNN).

X merupakan lapisan *input*, lapisan tersembunyi dilambangkan dengan Z, serta Y merupakan simbol yang diberikan untuk lapisan keluaran. Bobot antara lapisan X dan Z dinotasikan dengan v, sedangkan untuk bobot yang terletak antara lapisan Z dan Y dilambangkan dengan w. Dikarenakan *Backpropagation Neural Network* memiliki tiga lapisan, maka pada saat proses pemasukan neuron pada lapisan *input*, terlebih dahulu akan dilakukan inisialisasi bobot terlebih dahulu. Lalu akan dilanjutkan ke algoritma *Backpropagation*, dimana pada tahapan ini akan dilakukan proses perambatan maju yang memiliki tujuan agar menelusuri besarnya *error*, sedangkan untuk proses propagasi mundur atau balik digunakan untuk memperbaharui nilai dari bobot serta biasnya. Tahapan pelatihan menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network* sendiri memiliki dua tahapan yaitu proses propagasi maju dan propagasi mundur. Selama proses propagasi maju, tiap neuron pada lapisan masukan (X_i) akan menerima sebuah masukan sinyal lalu sinyal akan diteruskan kepada lapisan tersembunyi

$Z_{1,}Z_2, Z_{3,}, \dots, Z_{1p}$. Setiap unit tersembunyi akan menghitung aktivasinya serta akan mengirimkan sinyalnya (Z_j) kepada lapisan *output*. Unit-unit lapisan *output* akan memberikan tanggapan berupa keluaran jaringan, namun jika *output* berbeda dengan *output* yang diharapkan, maka keluaran menyebar mundur (*backward*) kembali pada *hidden layer* lalu akan diteruskan ke unit yang ada pada lapisan masukan (Rinjani, dkk., 2019). Oleh karena itu, tahapan pada pelatihan dinamakan *Backpropagation*.

Dalam proses pelatihan pada *Backpropagation* yang digunakan dalam menghitung nilai dari koreksi bobot diperlukan *learning rate*. Nilai dari *learning rate* akan berada pada *range* 0 sampai dengan 1. Dimana semakin besar nilai dari *learning rate*, maka ketelitian jaringan yang diperoleh akan semakin berkurang. Sedangkan semakin kecil nilai dari *learning rate*, maka ketelitian jaringan yang akan diperoleh akan semakin besar namun waktu serta jumlah iterasi yang diperlukan untuk proses pelatihan semakin lama. Namun berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Muflih (2021), yang diperoleh bahwa *learning rate* terbaik yaitu sebesar 0,5. Dimana dengan *learning rate* sebesar 0,5 tidak terlalu besar ataupun kecil.

Algoritma *Backpropagation Neural Network* sering diimplementasikan dalam menyelesaikan masalah peramalan dikarenakan algoritma *Backpropagation Neural Network* merupakan salah satu jenis pelatihan jaringan syaraf tiruan dengan metode *supervised learning* (pembelajaran terawasi) dimana terdiri atas pola masukan dan pola yang diinginkan. Pada algoritma *Backpropagation Neural Network* dilakukan latihan berulang-ulang sehingga mendapatkan *error* terkecil dan mendapatkan pola yang diinginkan (Nurmila, dkk., 2010).

Menurut Arhami (2020), terdapat beberapa langkah-langkah untuk menjalankan algoritma jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *Backpropagation Neural Network*.

1. Inisialisasi bobot, tentukan *learning rate* (α), maksimum *epoch*, dan target *error*.

Fase I : **Propogasi Maju (*Forward Propagation*)**

2. Tiap unit pada lapisan masukkan x_i , $i = 1,2,3, \dots, n$ menerima sinyal masukan x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan selanjutnya (dalam hal ini adalah lapisan tersembunyi).

3. Tiap-tiap unit pada lapisan tersembunyi $z_j, j = 1,2,3, \dots, p$ menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot :

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij} \tag{2.3}$$

dengan:

z_{in_j} : Penjumlahan sinyal informasi dari *input layer* ke neuron *hidden layer* ke-j

v_{0j} : Bobot bias pada neuron *hidden layer* ke-j

x_i : Nilai masukan ke-i pada *input layer* $(i = 1,2,3, \dots, n)$

v_{ij} : Bobot yang menghubungkan antara neuron pada *input layer* ke- i ke *hidden layer* ke-j

Kemudian dihitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi.

$$z_j = f\left(z_{in_j}\right) \tag{2.4}$$

dengan:

z_j : Neuron pada *hidden layer* ke-j

$f\left(z_{in_j}\right)$: Fungsi aktivasi terhadap nilai z_{in_j}.

Kemudian kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan berikutnya (dalam hal ini lapisan selanjutnya ialah lapisan keluaran).

4. Tiap-tiap unit pada lapisan keluaran $y_k, k = 1,2,3, \dots, m$ jumlahkan bobotnya dengan sinyal masukan masing-masing:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{jk} \tag{2.5}$$

dengan:

y_{in_k} : Penjumlahan sinyal informasi dari *hidden layer* ke neuron

output layer ke-k

w_{0k} : Bobot bias pada neuron *output layer* ke-k

z_j : Neuron pada *hidden layer* ke-j

w_{jk} : Bobot yang menghubungkan antara neuron pada *hidden layer* ke-j ke *output layer* ke- k

Kemudian hitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi.

$$y_k = f\left(y_{in_k}\right) \tag{2.6}$$

dengan:

y_k : Neuron pada *output layer* ke-k

$f\left(y_{in_k}\right)$: Fungsi aktivasi terhadap nilai y_{in_k}

Fase II : Propagasi Mundur (*Backpropagation*)

5. Tiap-tiap unit keluaran $y_k, k = 1,2,3, \dots, m$ menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi *error*:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \tag{2.7}$$

dengan:

δ_k : Faktor koreksi dari neuron *output layer* ke-k

t_k : Target *output* pada *output layer* ke-k

y_k : Neuron pada *output layer* ke-k

$f'\left(y_{in_k}\right)$: Turunan fungsi aktivasi terhadap nilai y_{in_k}

Kemudian hitung perubahan nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui nilai w_{jk}:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \tag{2.8}$$

dengan:

Δw_{jk} : Koreksi bobot yang menghubungkan antara neuron *hidden layer* ke-j dan neuron *output layer* ke-k

α : Laju pembelajaran (*learning rate*)

δ_k : Faktor koreksi dari neuron *output layer* ke-k

z_j : Neuron pada *hidden layer* ke-j

Hitung perubahan nilai bias yang kemudian digunakan untuk memperbaharui nilai w_{ok}:

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \tag{2.9}$$

dengan:

Δw_{0k} : Koreksi bias pada neuron *output layer* ke-k

α : Laju pembelajaran (*learning rate*)

δ_k : Faktor koreksi dari neuron *output layer* ke-k

6. Tiap-tiap unit *hidden layer* z_j $(j = 1,2,3, \dots, p)$ menjumlahkan delta *input* (dari unit-unit yang berada pada lapisan sesudahnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^{m} \delta_k W_{jk} \tag{2.10}$$

dengan:

δ_{in_j} : Faktor koreksi dari *output layer* ke neuron *hidden layer* ke-j

δ_k : Faktor koreksi dari neuron *output layer* ke-k

w_{jk} : Bobot yang menghubungkan antara neuron pada *hidden layer* ke-j ke *output layer* ke- k

Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \tag{2.11}$$

dengan:

δ_j : Faktor koreksi dari neuron *hidden layer* ke-j

δ_{in_j} : Faktor koreksi dari *output layer* ke neuron *hidden layer* ke-j

$f'\left(z_{in_j}\right)$: Turunan fungsi aktivasi terhadap nilai z_{in_j}

Hitung perubahan nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui v_{ij}:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \tag{2.12}$$

dengan:

Δv_{ij} : Koreksi bobot yang menghubungkan antara neuron *hidden layer* ke-j dan neuron *input layer* ke-i

α : Laju pembelajaran (*learning rate*)

δ_j : Faktor koreksi dari neuron *hidden layer* ke-j

x_i : Nilai masukan ke-i pada *input layer* $(i = 1,2,3, \dots, n)$

Hitung juga perubahan bias (yang nantinya digunakan untuk memperbaiki nilai v_{oj}):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \tag{2.13}$$

dengan:

Δv_{0j} : Koreksi bias pada neuron *hidden layer* ke-j

α : Laju pembelajaran (*learning rate*)

δ_j : Faktor koreksi dari neuron *hidden layer* ke-j

Fase III : Perubahan Bobot

7. Tiap-tiap unit *output* $y_k (k = 1,2,3, \dots, m)$ dilakukan pembaruan bobot dan biasnya $(j = 1,2,3, \dots, p)$:

$$w_{jk}(baru) = w_{jk}(lama) + \Delta w_{jk} \tag{2.14}$$

$$w_{0k}(baru) = w_{0k}(lama) + \Delta w_{0k} \tag{2.15}$$

Tiap-tiap unit *hidden* $z_j (j = 1,2,3, \dots, p)$ juga dilakukan pembaruan bobot dan biasnya $(i = 1,2,3, \dots, n)$:

$$v_{ij}(baru) = v_{ij}(lama) + \Delta v_{ij} \tag{2.16}$$

$$v_{0j}(baru) = v_{0j}(lama) + \Delta v_{0j} \tag{2.17}$$

8. Menguji apakah kondisi penghentian sudah tercapai. Jika belum, maka ulangi Langkah ke 2 sampai 7 hingga mencapai kondisi berhenti.

2.8 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan dalam memperoleh nilai keluaran dengan didasarkan pada nilai *input* serta mengaktifkan atau tidak mengaktifkannya suatu neuron. Informasi yang diproses dari fungsi aktivasi akan didistribusikan ke neuron di lapisan berikutnya. Syarat fungsi aktivasi dalam *Backpropagation* bersifat kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun (Nurmila, dkk., 2010). :

Beberapa fungsi aktivasi yang sering diterapkan ke dalam metode *Backpropagation Neural Network* yaitu fungsi aktivasi *sigmoid biner* dan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar*. Fungsi aktivasi *sigmoid biner* digunakan untuk jaringan syaraf tiruan dengan menghasilkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan pada jaringan syaraf tiruan yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1. Fungsi ini dirumuskan sebagai berikut (Gema & Kartika, 2018):

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{2.18}$$

dengan:

$$f'(x) = \frac{d}{dx}\left(\frac{1}{1+e^{-x}}\right)$$

Missal : $u = 1 + e^{-x}$. Sehingga

$$= \frac{d}{du}\left(\frac{1}{u}\right)$$

$$= \frac{d}{du}(u^{-1})$$

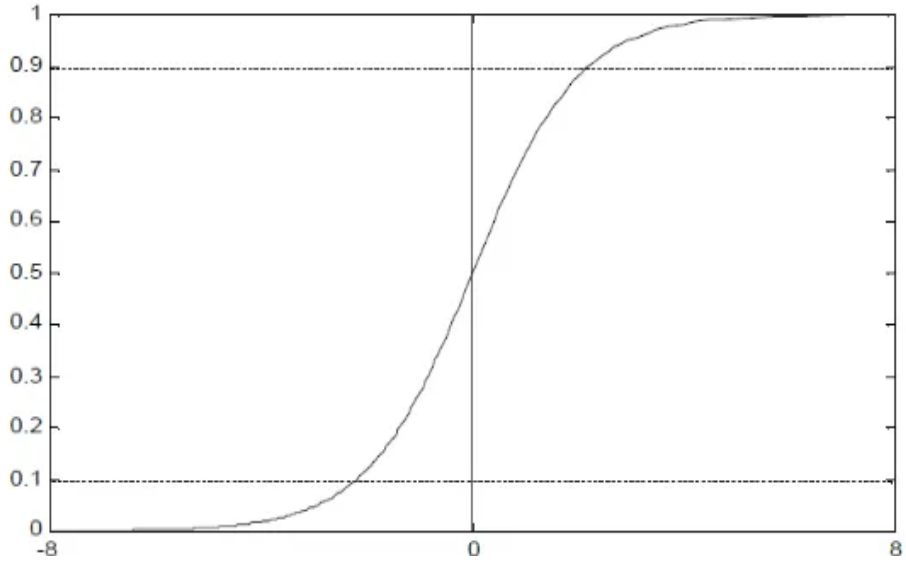
$$= -1\, u^{-1-1}\frac{d}{dx}(1+e^{-x})$$

$$= \frac{-1}{(1+e^{-x})^2}\,\frac{d}{dx}(1+e^{-x})$$

$$f'(x) = \frac{e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} \tag{2.19}$$

Dari Persamaan 2.19, untuk mempermudah dalam penggunaan turunan fungsi aktivasi *sigmoid biner* pada *backpropagation*, maka dapat diubah dalam bentuk sebagai berikut:

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \tag{2.20}$$



Gambar 5. Grafik Fungsi Aktivasi *Sigmoid Biner*.

Fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* memiliki nilai *output* antara -1 sampai 1. Rentang nilai dari fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* lebih luas dari fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \tag{2.21}$$

Dengan:

$$f'(x) = \frac{d}{dx}\left(\frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}\right)$$

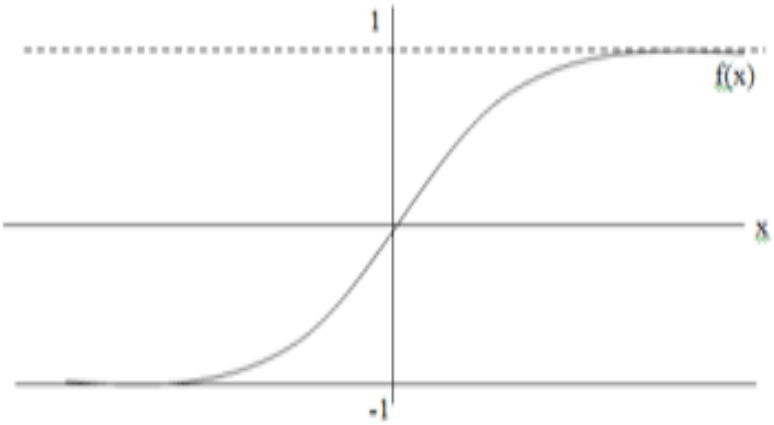
$$f'(x) = \frac{\left(\frac{d}{dx}(1 - e^{-x}) \times (1 + e^{-x})\right) - \left(\frac{d}{dx}(1 + e^{-x}) \times (1 - e^{-x})\right)}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{\left(e^{-x} \times (1 + e^{-x})\right) - \left(-e^{-x} \times (1 - e^{-x})\right)}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{2e^{-x}}{(1+e^{-x})^2} \tag{2.22}$$

Dari Persamaan 2.22, untuk mempermudah dalam menerapkan turunan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar* pada *backpropagation*, maka dapat diubah dalam bentuk sebagai berikut:

$$f'(x) = \frac{1}{2}[1 + f(x)][1 - f(x)] \tag{2.23}$$



Gambar 6. Grafik Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

2.9 Denormalisasi

Denormalisasai merupakan tahapan yang dapat mengembalikan data ke dalam nilai data semula, sehingga didapatkan hasil peramalan dari data latih (Hidayat, dkk., 2012). Menurut Cynthia & Ismanto (2017), adapun rumus denormalisasi adalah sebagai berikut:

$$x_i = y_i(max\ (x) - min\ (x)) + min\ (x) \tag{2.24}$$

dengan:

x_i = nilai data normal

y_i = hasil *output* jaringan

$\max(x)$ = data dengan nilai maksimum

$\min(x)$ = data dengan nilai minimum.

2.10 *Mean Squared Error* (MSE)

Mean Squared Error (MSE) digunakan dalam menghitung rata-rata kuadrat dari kesalahan antar target yang diamati dengan nilai yang diramalkan. Semakin kecil nilai dari *Mean Squared Error (MSE)* maka semakin baik pula hasil peramalan yang diperoleh. Purnawansyah, dkk. (2019), cara menghitung *Mean Squared Error (MSE)* adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{M}\sum_{t=1}^{M}\left(X_t - \hat{X}_t\right)^2 \tag{2.25}$$

dengan:

X_t = Nilai observasi data.

$\hat{X}_t$ = Nilai hasil prediksi.

M = Nilai dari periode deret waktu.

2.11 Inflasi

Inflasi merupakan kecenderungan naiknya suatu harga barang serta jasa secara umum dengan waktu terjadinya secara terus menerus. Sehingga inflasi akan mengalami kenaikan apabila harga barang dan jasa dalam negeri mengalami peningkatan. Naiknya harga barang dan jasa berakibat pada turunnya nilai uang. Dengan demikian, inflasi dapat juga diartikan sebagai penurunan nilai uang terhadap nilai barang dan jasa secara umum (Badan Pusat Statistik, 2021).

Menurut Adnan (2013), cara menghitung inflasi sebagai berikut:

$$Inflasi = \frac{IH_t - IH_{t-1}}{IH_t} \times 100\% \tag{2.26}$$

dengan:

IH_t = Indeks Harga dengan periode t.

IH_{t-1} = Indeks Harga dengan periode t-1.

III. METODELOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada Semester Ganjil tahun akademik 2022/2023 dengan melakukan penelitian secara studi pustaka di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data historis inflasi bulanan di Indonesia yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik (BPS) dimana data diperoleh dari Januari 2000 sampai dengan periode Oktober 2022 yang berjumlah 274 data.

3.3 Metode Penelitian

Dalam penelitian ini dilakukan analisis menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Langkah-langkah yang dilakukan yaitu:

1. Melakukan analisis deskriptif pada data inflasi di Indonesia dari Januari 2000 hingga Oktober 2022.
2. Melakukan normalisasi data menggunakan *min-max* dengan menggunakan Persamaan 2.2.

3. Menentukan data masukan dan data keluaran. Dimana data masukan menggunakan data 12 bulan sebelumnya sedangkan data keluarannya menggunakan data bulan berikutnya.
4. Melakukan pembagian data yaitu data latih dan data uji. Dimana memiliki 4 skema pembagian data, yaitu 50% data latih dan 50% data uji, 60% data latih dan 40% data uji, 70% data latih dan 30% data uji, serta 80% data latih dan 20% data uji.
5. Membangun parameter jaringan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dan *sigmoid bipolar*. Dengan maksimum *epoch* yang digunakan adalah 5000 iterasi. Sedangkan target *error* yaitu 0,001 dan *learning rate* sebesar 0,5.
6. Menentukan jumlah neuron pada *hidden layer* menggunakan aturan Jeff Heaton.
7. Penentuan arsitektur terbaik *Backpropagation Neural Network* dari proses pelatihan dengan melihat nilai MSE terkecil.
8. Melakukan proses pengujian dengan menggunakan arsitektur terbaik pada proses pelatihan.
9. Melakukan tahapan peramalan data inflasi pada November 2022 hingga Desember 2023
10. Melakukan denormalisasi data hasil peramalan menggunakan Persamaan 2.24.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai metode *Backpropagation Neural Network* dalam meramalkan tingkat inflasi di Indonesia diperoleh kesimpulan sebagai berikut

1. Arsitektur terbaik dari proses pelatihan adalah menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dengan jumlah neuron pada *input layer* sebanyak 12 neuron, 21 neuron pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*), serta 1 neuron pada *output layer*. Selain itu, untuk pembagian datanya yaitu dengan proporsi 50% data latih dan 50% data uji. Dengan menggunakan arsitektur 12-21-1 diperoleh MSE pada tahapan *training* sebesar 0,00067535 dan MSE pada tahapan *testing* yaitu 0,0767.
2. Setelah dilakukan peramalan pada November 2022 sampai dengan Desember 2023 diperoleh bahwa inflasi tertinggi terjadi pada bulan Oktober 2023 sebesar 0,5579 serta peramalan inflasi terkecil terjadi pada Februari 2023 sebesar 0,203.

DAFTAR PUSTAKA

Achmalia, A. F., Walid, W., & Sugiman, S. 2020. Peramalan Penjualan Semen Menggunakan Backpropagation Neural Network Dan Recurrent Neural Network. *UNNES Journal of Mathematics*. **9**(1): 6-21.

Adnan, N. 2013. Analisis Penghitungan Inflasi Berdasarkan Berdasarkan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Sumatera Selatan Periode 2001-2011. *Jurnal Ekonomi Pembangunan.* **11**(2): 141-149.

Afrianto, R.B., Tjandrasa, H., & Arieshanti, I. 2013. Prediksi Pergerakan Harga Saham Menggunakan Metode Back Propagation Neural Network. *Jurnal SimanteC*. **3**(3): 132-141.

Arhami, M. dan Nasir, M. 2020. *Data Mining Algoritma dan Pemprograman*. Penerbit Andi, Yogyakarta.

Aini, H., Haviluddin, H., Budiman, E., Wati, M., & Puspitasari, N. 2019. Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi*. **1**(1): 24-33.

Badan Pusat Statistik. 2021. Inflasi. https://www.bps.go.id/subject/3/inflasi.html#subjekViewTab1. Diakses pada 19 September 2022.

Budianita, E. dan Prijodiprodjo, W. 2013. Penerapan Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Status Gizi Anak. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*. **7**(2): 155-166.

Chamidah, N. dan Salamah, U. 2012. Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Saraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPGDAG) untuk Klasifikasi. *ITSMART Jurnal Teknologi dan Informasi*. **1**(1): 28-33.

Cynthia, E. P. & Ismanto, E. 2017. Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau. *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*. **2**(2): 83-98.

Fausset L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications*, London: Prantice-Hall, Inc.

Gema, R. L. & Kartika, D. 2018. Algoritma Propagasi Balik dalam Pencarian Pola Training Terbaik untuk Menentukan Prediksi Produksi Usaha Songket Silungkang dengan menggunakan Matlab. *Komik*. **2**(1): 58-64.

Heaton, J. The Number of Hidden Layers. 2017.

Hidayat, R. & Suprapto. 2012. Meminimalisasi Nilai Error Peramalan dengan Algoritma Extreme Learning Machine. *Jurnal Optimasi Sistem Industri UNAND*. **11**(1): 187-192.

Masruroh, dan Mauladi K. F. 2020. Perbandingan Metode Regresi Linear Dan Neural Network Backpropagation Dalam Prediksi Nilai Ujian Nasional Siswa Smp Menggunakan Software R. *Joutica*. **5**(1): 331-336.

Muflih, G., Z. 2021. Penentuan Parameter Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan Pengaruhnya Terhadap Proses Pelatihan. *Jurnal Riset Teknologi Informasi dan Komputer (JURISTIK).* **1**(2): 12-17.

Montgomery, D.C., Jennings, C.L., and Kulahci, M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting.* 2nd Edition. John Wiley & Sons Inc., New Jersey.

Nurmila, N., Sugiharto, A. & Sarwoko, E. A. 2010. Algoritma Back Propagation Neural Network untuk Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa. *Jurnal Masyarakat Informatika*. **1**(1): 2086-4930.

Purnawansyah, P., Haviluddin, H., Setyadi, H. J., Wong, K., & Alfred, R. 2019. An Inflation Rate Prediction Based On Backpropagation Neural Network Algorithm. *International Journal of Artificial Intelligence Research*. **3**(2): 92-98.

Puspitaningrum, D. 2006. *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Andi Offset, Yogyakarta.

Ramadhona, G., Setiawan, B.D., & Bachtiar, F.A. 2018. Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. **2**(12): 6049-6057.

Rana, M. dan Koprinska, I. 2016. Neurocomputing Forecasting Electricity Load with Advanced Wavelet Neural Networks. *Neurocomputing.* **182**(1): 118–132.

Rifa'i, A. 2021. Prediksi Inflasi Indonesia Berdasarkan Fuzzy ANN Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal ELTIKOM: Jurnal Teknik Elektro, Teknologi Informasi dan Komputer*. **5**(1): 12-24.

Rizki, M. I., & Taqiyyuddin, T. A. 2021. Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia. *Jurnal Sains Matematika dan Statistika.* **7**(2): 62-72.

Rinjani, S.N., Hoyyi, A. & Suparti. 2019. Pemodelan Fungsi Transfer dan Backpropagation Neural Network untuk Peramalan Harga Emas. *Jurnal Gaussian*. **8**(4): 474-485.

Rochman, E.M.S. & Djunaidy, A. 2016. Prediksi Harga Saham Yang Mempertimbangkan Faktor Eksternal Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. *Network Engineering Research Operation*. **1**(2): 5-11.

Susanti, L.A.D., Fariza, A., & Setiawardhana, S. 2011. Peramalan Harga Saham Menggunakan Recurrent Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation Through Time (BPPT) (Tugas Akhir). Jurusan Teknik Informatika FT ITS, Surabaya.

Susilokarti, D., Arif, S. S., Susanto, S., & Sutiarso, L. 2015. Studi Komparasi Prediksi Curah Hujan Metode Fast Fourier Transformation (FFT), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Artificial Neural Network (ANN). *Agritech*. **35**(2): 241-247.

Sutawijaya, A. 2012. Pengaruh Faktor-Faktor Ekonomi Terhadap Inflasi di Indonesia. *Jurnal Organisasi dan Manajemen*. **8**(2): 85-101.

Thakur, G.S.M., Bhattacharyya, R., and Mondal, S.S. 2016. Artificial Neural Network Based Model for Forecasting of Inflation in India. *Fuzzy Information and Engineering*. **8**(1): 87-100.

Warsito, B. 2009. *Kapita Slekta Statistika Neural Network*. Badan Penerbit UNDIP, Semarang.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. 2nd Edition. Pearson Education Inc., Canada.