

PERAMALAN JUMLAH UANG BEREDAR DI INDONESIA MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Nailul Amani, Dony Permana, Syafriandi, Zilrahmi

Statistika, FMIPA Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

Email: naylulamani18@gmail.com

ABSTRAK

Inflasi merupakan salah satu masalah ekonomi yang memiliki korelasi kuat dengan kesejahteraan masyarakat, terutama bagi masyarakat dengan kelas ekonomi rendah berpendapatan tetap. Inflasi akan memberikan dampak yang rumit bagi penyandang ekonomi rendah juga pemerintahan. Jumlah uang beredar merupakan salah satu indikator yang mempengaruhi naik turunnya tingkat inflasi di Indonesia. Oleh karena itu, pengendalian Uang Beredar perlu dilakukan untuk menentukan kebijakan strategis yang dapat diterapkan oleh pemerintah ketika uang beredar berada di luar batas stabilitas. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah uang beredar dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Hasil analisis menunjukkan bahwa model Backpropagation yang paling optimal memiliki 12 unit lapisan input, 6 unit lapisan tersembunyi dan 1 unit lapisan keluaran atau ditulis sebagai model $BP(12,6,1)$. Nilai MAPE yang dihasilkan dari peramalan dengan model $BP(12,6,1)$ sebesar 7,53% dan akurasi sebesar 92,47%. Model $BP(12,6,1)$ tergolong model yang sangat baik untuk peramalan.

Kata Kunci— Peramalan, Jumlah Uang Beredar, Inflasi, Jaringan Saraf Tiruan.

ABSTRACT

Inflation is one of the economic problems that has a strong correlation with people's welfare, especially for people with a low income fixed income class. Inflation will have a complicated impact on people with a low economy as well as the government. The money supply is an indicator that influences the rise and fall of the inflation rate in Indonesia. Therefore, controlling the money supply needs to be done to determine strategic policies that can be implemented by the government when the money supply is outside the stability limit. This study aims to predict the money supply using Backpropagation Neural Networks. The results of the analysis show that the most optimal Backpropagation model has 12 input layer units, 6 hidden layer units and 1 output layer unit or is written as BP model(12,6,1). The MAPE value resulting from forecasting with the BP(12,6,1) model is 7.53% and an accuracy of 92.47%. The BP(12,6,1) model is a very good model for forecasting.

Keywords— Forecasting, Money Supply, Inflation, Neural Networks.

1.1 PENDAHULUAN

Kesejahteraan warga negara Indonesia menjadi tujuan yang sangat penting untuk diusahakan segera, mengingat negara Indonesia masih termasuk dalam negara

berkembang [1]. Pernyataan tersebut dibuktikan dalam Pembukaan Undang-Undang Dasar 1945 serta dijabarkan dalam batang tubuhnya, yakni Bab XIV pasal 33 tentang perekonomian nasional dan kesejahteraan sosial [2]. Undang-Undang Dasar 1945 juga

menyandingkan perekonomian nasional dengan kesejahteraan sosial. Jadi hal itu mengindikasikan bahwa ekonomi memiliki kaitan yang sangat kuat dengan kesejahteraan sosial negara Indonesia. Sehingga ketika permasalahan ekonomi meningkat maka kesejahteraan masyarakatpun akan ikut terganggu. Biasanya permasalahan ekonomi muncul karena adanya ketidakstabilan pada pengelolaan sistem di dalamnya. Ragam masalah yang ditimbulkan adalah sering terganggunya pembangunan nasional, semakin bertambahnya angka kemiskinan, semakin meningkatnya angka pengangguran, naik turunnya harga barang yang tidak stabil (inflasi/Deflasi), semakin banyaknya kasus korupsi, dan pendapatan perkapita rendah.

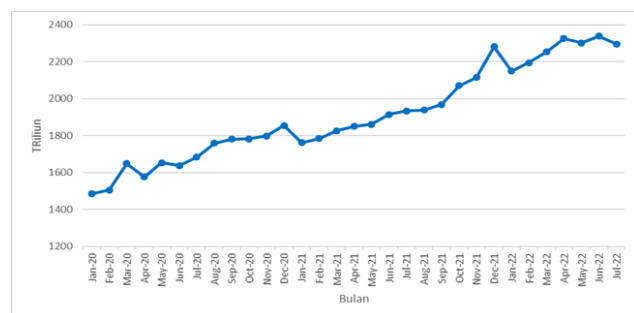
Inflasi merupakan indikator perekonomian yang penting untuk diupayakan stabil saat ini agar tidak menimbulkan dampak ketidakstabilan yang lebih parah di segi pertumbuhan ekonomi Indonesia. Pertumbuhan ekonomi dikatakan inklusif ketika pertumbuhan tersebut dapat menjangkau sektor golongan berpendapatan rendah baik di kota maupun di tempat yang terbelakang. Namun, sebaliknya jika pertumbuhan ekonomi tidak dibarengi dengan kenaikan pendapatan perkapita masyarakat maka hal itu akan menimbulkan berbagai permasalahan dalam sistem maupun di luar sistem seperti pemberontakan. Karena itu, tak mengherankan jika sering terjadi aksi buruh menuntut kenaikan upah, karena upah tetap tidak bisa mengejar kenaikan inflasi.

Dampak lainnya yang ditimbulkan akibat terjadinya inflasi secara terus-menerus adalah prospek pembangunan ekonomi jangka panjang yang semakin memburuk, investasi produktif akan berkurang, ekspor turun dan menaikkan impor, akhirnya dapat memperlambat pertumbuhan ekonomi [3]. Faktor yang menjadi penyebab inflasi, antara lain kurs mata uang domestik terhadap mata uang asing, tingkat suku bunga serta jumlah uang yang beredar. Beberapa faktor itu secara empiris, dibuktikan oleh Aprilia dengan hasil bahwa tingkat suku bunga dan kurs berpengaruh negatif terhadap inflasi [4]. Sedangkan Sutawijaya membuktikan

bahwa jumlah uang beredar berpengaruh positif terhadap inflasi [5]

Jumlah Uang beredar merupakan fokus yang akan dikaji dalam penelitian ini mengingat bahwa teori kuantitas uang menyebutkan bahwa penawaran (supply) uang atau jumlah uang beredar dalam perekonomian memiliki hubungan langsung dengan perubahan tingkat harga (inflasi). Apabila tingkat harga berada di atas tingkat keseimbangan, maka jumlah uang yang diminta masyarakat lebih tinggi dibandingkan jumlah uang yang diterbitkan oleh bank sentral sehingga ini akan menyebabkan pengedaran uang yang lebih tinggi dari biasanya [6]. Jika hal ini terus-menerus terjadi, maka akan menyebabkan krisis ekonomi dimana-mana.

Berikut merupakan grafik data jumlah uang yang diedarkan oleh pemerintah Indonesia tahun 2020 – 2022.



Gambar 1. Jumlah uang beredar (M1) di Indonesia dari tahun 2020-2022

Gambar 1 Menunjukkan bahwa jumlah uang yang diedarkan oleh pemerintah Indonesia dari tahun 2020 – 2022 memiliki pola trend (naik). Jarak kenaikan antara Januari 2019 dan Januari 2020 sebesar Rp.108.267 Miliar, Januari 2020 dan Januari 2021 sebesar Rp.277.892,7 Miliar sedangkan jarak kenaikan antara Januari 2021 dan 2022 sebesar Rp.387.255,8 Miliar. Hal ini mengindikasikan adanya ketidakstabilan yang sangat tinggi antara penawaran uang di ketiga periode tersebut. Beberapa faktor yang menjadikan uang beredar mengalami kenaikan secara ekstrem yakni dipengaruhi oleh adanya perayaan hari-hari besar mayoritas umat beragama di Indonesia, merebaknya Corona virus disease 19 (Covid 19) di Indonesia pada Maret 2020, kurs rupiah, tingkat suku bunga

serta faktor lain yang membuat pemerintah menaikkan jumlah uang yang di edarkan ke masyarakat.

Badan Pusat Statistik (www.bps.ac.id), menyatakan bahwa inflasi dari tahun 2020 sampai 2022 mengalami kenaikan. Inflasi tertinggi terjadi pada April 2022 yakni 0,95%. Kenaikan tersebut di mulai sejak maret 2022. Sedangkan deflasi tertinggi terjadi pada bulan Juni 2021 yakni sebesar -0,16%. Hal itu kemungkinan besar terjadi karena umat Islam baru saja merayakan Hari Raya Idul Fitri akhir Mei 2021 sehingga terjadi penurunan permintaan kebutuhan masyarakat yang sangat ekstrem.

Dilansir dari laman website www.bi.ac.id, Pemerintah Indonesia memberikan hak kepada Bank Indonesia yang diatur dalam Undang-Undang No. 23 Tahun 1999 tentang Bank Indonesia yang berbunyi “Kebijakan Moneter adalah kebijakan yang ditetapkan dan dilaksanakan oleh Bank Indonesia untuk mencapai dan memelihara kestabilan nilai rupiah yang dilakukan antara lain melalui pengendalian jumlah uang beredar dan atau suku bunga.

Paparan di atas menunjukkan pentingnya memperhatikan kualitas strategi yang akan di ambil oleh pihak pemerintah ke depannya untuk menyelesaikan persoalan ini agar inflasi dapat dikendalikan dengan sebaik-baiknya dengan memfokuskan pada pengendalian jumlah uang beredar di Indonesia agar tidak terjadi ketidakstabilan yang lebih tinggi. Salah satu cara untuk menangani hal tersebut yakni dengan cara meramalkan pola kenaikan yang mungkin terjadi di periode selanjutnya, hal ini di perlukan sebagai acuan bagi pihak terkait atau instansi pemerintahan yang memerlukan informasi naik turunnya Jumlah Uang beredar yang secara langsung juga akan mempengaruhi tingkat inflasi di Indonesia. Metode yang digunakan dalam peramalan jumlah uang beredar ini adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan algoritma Backpropagation.

Algoritma backpropagation termasuk algoritma yang paling populer, efektif, dan mudah dipelajari pada jaringan multilayer yang kompleks untuk mengoptimalkan kemampuan pelatihannya dalam mengenali pola yang rumit

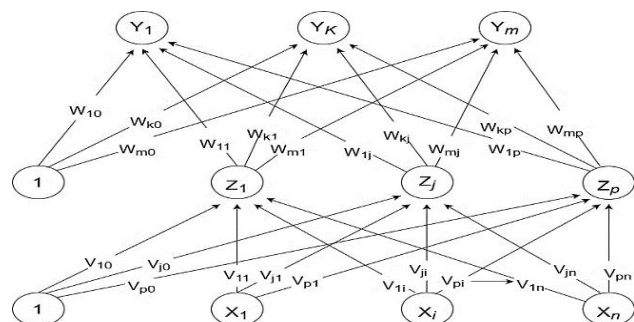
[7]. Menurut Kohzadi Peramalan dengan Jaringan Saraf Tiruan jauh lebih akurat dibandingkan dengan model ARIMA pada data yang mengandung perilaku nonlinier yang tidak dapat sepenuhnya ditangkap oleh model ARIMA linier [8].

2.1 TINJAUAN PUSTAKA (Times New 10 Bold)

2.1.1. Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang dimodifikasi dari pengetahuan tentang jaringan syaraf biologi sehingga jaringan saraf tiruan memiliki karakteristik yang hampir sama dengan jaringan saraf biologi manusia [9]. Model backpropagation dikenal dengan kemampuannya dalam mengenali pola yang cukup kompleks serta menghasilkan nilai prediksi sedekat mungkin dengan data actual [10]. Pengiriman informasi yang diberikan JST akan melewati ketiga lapisan, dimulai dari input layer sampai ke output layer melalui hidden layer [11]a. Jadi, Arsitektur dari Jaringan Backpropagation adalah Input layer (layer masukan), hidden layer (layer tersembunyi), dan output layer (layer keluaran). Jaringan Backpropagation memiliki beberapa jaringan hidden layer yang digunakan untuk meminimalkan error terhadap jaringan yang menghasilkan keluaran [12].

Berikut adalah arsitektur dari jaringan saraf tiruan algoritma multiple layer dengan n unit input, p unit hidden layer dan m unit output.



Gambar 2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Model jaringan Backpropagation $BP(n,p,m)$ secara sistematis dapat ditulis sebagai berikut [13].

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^p w_j \cdot g \left(v_{0j} + \sum_{i=1}^n v_{ij} \cdot y_{t-1} \right) + \varepsilon_t (1)$$

Fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinyu, terdeferensial dengan mudah, dan merupakan fungsi yang tidak turun. 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).

Tahap Pelatihan Algoritma Backpropagation sebagai berikut [14]:

- Langkah 0: Inisialisasi bobot secara acak (pilih nilai acak yang kecil).
- Langkah 1: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9.
- Langkah 2: untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3 – 8
- Langkah 3: Fase Feedforward.
Setiap unit input ($x_i, i=1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal input x_i dan meneruskan sinyal ini ke semua unit yang ada di lapisan di depannya yakni hidden layer.
- Langkah 4: Setiap unit yang ada di hidden layer ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) jumlahkan dengan:

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

Hitung sinyal output dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner. Kemudian teruskan sinyal ini ke lapisan yang ada di depannya yakni output layer.

$$z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_j}}}$$

- Langkah 5: Setiap unit output ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$), jumlahkan nilai bobot sinyal inputnya:

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

- Hitung sinyal output dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner.

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_k}}}$$

- Langkah 6: Fase Backpropagation of Error.
Hitung nilai galat (δ) pada setiap unit output ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$),

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

$$f'(y_{in_k}) = f(y_{in_k}) [1 - f(y_{in_k})]$$

- Hitung perubahan nilai bobot w_{jk} dan bobot bias w_{0k} . Kemudian sebar nilai galat (δ_k) ke unit lapisan yang di bawahnya yakni hidden layer

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j; \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

- Langkah 7: Hitung nilai galat untuk setiap unit hidden ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$)

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} f'(z_{in_j})$$

$$f'(z_{in_j}) = f(z_{in_j}) [1 - f(z_{in_j})]$$

Hitung kenaikan nilai bobot hidden layer dan nilai bobot bias:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i; \Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$

- Langkah 8: Lakukan perubahan pada semua bobot antara hidden layer dan output layer

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk}$$

$$w_{0k}(\text{new}) = w_{0k}(\text{old}) + \Delta w_{0k}$$

- Lakukan perubahan nilai bobt pada semua bobot antara input layer dan hidden layer

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij}$$

$$v_{0j}(\text{new}) = v_{0j}(\text{old}) + \Delta v_{0j}$$

- Langkah 9: Proses pelatihan berhenti ketika jumlah siklus perubahan bobot (epoch) saat pelatihan sudah mencapai maksimum atau kesalahan yang dihasilkan lebih kecil dari pada kesalahan yang ditentukan.

Epoch (iterasi) adalah satu set putaran vector-vektor pembelajaran. Beberapa epoch diperlukan untuk pembelajaran satu kali algoritma backpropagation sehingga kesalahan mendekati 0 (nol). Jika banyaknya neuron tersembunyi semakin besar, maka semakin sedikit iterasi yang dibutuhkan untuk mencapai

konvergensi dan semakin kecil error yang dihasilkan. Begitu pula sebaliknya [15].

2.2 Normalisasi data

Normalisasi data adalah proses penyesuaian data dengan atribut tertentu agar berada dalam rentang yang sama. Persamaan normalisasi data adalah sebagai berikut:

$$y_t = \frac{0,8(x_t - \min(x))}{\max(x) - \min(x)} + 0,1 \quad (2)$$

2.3 Validitas

Metode validasi yang digunakan adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan rata-rata dari keseluruhan persentase kesalahan (selisih) antara data asli dengan data hasil peramalan. Ukuran akurasi dicocokkan dengan data runtun waktu dan ditunjukkan dalam persentase [16]. Persamaan Matematisnya adalah sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\% \quad (3)$$

Menurut Chang, et al. terdapat selang nilai MAPE yang dapat dijadikan sebagai bahan pengukuran mengenai kebaikan model dalam melakukan peramalan [17]. Selang nilai MAPE tersebut ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1 Selang Nilai MAPE

MAPE	Signifikan
< 10%	Peramalan sangat baik
10–20%	Peramalan yang baik
20–50%	Peramalan yang layak
> 50%	Peramalan yang buruk

Jaringan saraf tiruan sebenarnya mempunyai beberapa kekuatan. Pertama, tidak adanya asumsi-asumsi yang harus dipenuhi seperti asumsi normalitas (sisaan dan white noise) seperti pada model-model autoregressive [18]. Kedua, dapat memproses sejumlah besar informasi secara paralel dan terdistribusi [19]. Ketiga, dapat memberikan solusi terkait masalah yang tidak ada solusi algoritmiknya,

atau solusi algoritmik kompleks [20]. Keempat, memiliki sifat yang adaptif yaitu dapat belajar dari data-data sebelumnya dan mengenali pola data yang selalu berubah. Kecepatan komputasi yang dihadirkan oleh JST dapat mewakili teknologi yang berakar pada banyak disiplin ilmu yakni saraf, matematika, teknik, statistik, ilmu komputer, ekonomi, neurologi, meteorologi, dan lain-lain. Oleh karena itu, JST dapat diterapkan di berbagai bidang, diantaranya pemodelan, analisis time series, pengenalan pola, pemrosesan sinyal, dan kontrol sistem [21].

3.1 METODE YANG DIUSULKAN

3.1 Jenis penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik Pusat yakni data bulanan jumlah uang yang beredar Indonesia dari Januari 2010 sampai Juni 2022. Teknik analisis data yang digunakan adalah peramalan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dengan algoritma Backpropagation jangka pendek. Menurut Montgomery) peramalan sangat penting untuk dilakukan karena prediksi peristiwa masa depan merupakan masukan yang penting dalam berbagai jenis proses perencanaan dan pengambilan keputusan di banyak bidang [22].

3.2 Teknik Analisis

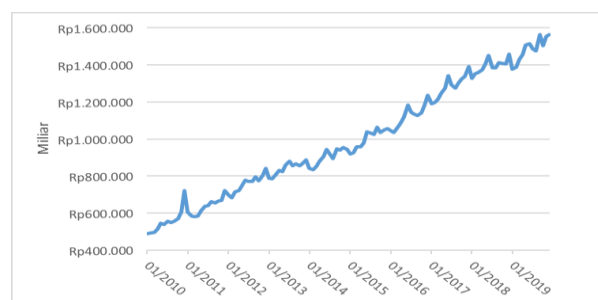
Tahap-tahap analisis data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menyiapkan data penelitian yakni data bulanan jumlah uang beredar di Indonesia dari Januari 2010 - Juni 2022.
2. Lakukan normalisasi data dalam rentang 0,1 sampai 0,9 menggunakan persamaan (2).
3. Membagi data menjadi dua kelompok, yakni data pelatihan (data training) sebanyak 78% yakni dari Januari 2010 sampai Desember 2019 dan data pengujian (data testing) sebanyak 22% yakni dari Januari 2020 sampai Juni 2022.

4. Menentukan parameter pelatihan yang digunakan yakni menggunakan fungsi kinerja Mean Absolute Percentage Error (MAPE), menentukan epoch (pengulangan) pelatihan yang dilakukan pada data, dan menentukan batas error.
5. Menentukan arsitektur jaringan yang digunakan dengan cara menentukan jumlah unit input layer, hidden layer dan output layer, serta bobot dari masing-masing unit antara lapisan input layer dan hidden layer serta antara hidden layer dan output layer dengan cara trial and error.
6. Melakukan pelatihan data secara berulang sesuai dengan tahap-tahap pelatihan algoritma backpropagation yang telah di sebutkan sebelumnya sampai mendapatkan model terbaik.
7. Melakukan prediksi data dari model yang dihasilkan sebelumnya menggunakan data uji menggunakan tahapan algoritma backpropagation (feedforward).
8. Melakukan validasi model menggunakan data peramalan untuk mendapatkan MAPE menggunakan persamaan (3).
9. Melakukan denormalisasi terhadap data peramalan Jumlah Uang Beredar di Indonesia 1 periode ke depan, yakni mulai dari Januari 2020 sampai Juni 2022 menggunakan persamaan (2).

4.1 HASIL PENELITIAN

Berikut gambaran jumlah uang beredar bulanan di Indonesia dari Januari 2010 – Desember 2019.



Gambar 3. Jumlah Uang Beredar Januari 2010 – Desember 2019

Gambar 1 menunjukkan bahwa Jumlah Uang Beredar Januari 2010 – Desember 2019

memiliki pola yang nonlinier sehingga sangat cocok untuk mengaplikasikan metode jaringan saraf tiruan dalam menentukan model optimal dalam penelitian ini yang akan digunakan untuk peramalan di masa yang akan datang yakni. Data jumlah uang beredar di Indonesia memiliki pola tren (naik) dari tahun ke tahun mulai dari Januari 2010 – Desember 2019. Hal itu dipengaruhi oleh banyak faktor, mulai dari jumlah penduduk, tingkat kesejahteraan penduduk, pasar perdagangan, kurs bunga, serta pola masyarakat/pemerintahan dalam menjalani kehidupan berbangsa dan bernegara.

Penjelasan di atas dapat disimpulkan bahwa setiap tahun pemerintah menambah porsi jumlah uang yang diedarkan tiap tahunnya. Terlepas dari itu, ada beberapa titik dimana jumlah uang beredar terjadi kenaikan yang sangat tajam sehingga hal ini kemungkinan besar juga mempengaruhi tingkat inflasi yang terjadi pada periode itu. Pada Desember 2010 terjadi kenaikan yang cukup tajam yakni sebesar Rp117.581 namun kembali mengalami penurunan lebih dari satu kali lipat dari kenaikan bulan sebelumnya pada Januari 2011 yakni Rp118.822. Jumlah uang beredar mengalami kenaikan tiap tahunnya, namun porsi yang diberikan oleh pemerintah tidak dalam jarak yang berdekatan.

Preprocessing Data

Setelah melakukan eksplorasi data, selanjutnya melakukan tahap normalisasi data sebanyak 138 data untuk menyesuaikan dengan fungsi aktivasi yang di pakai yakni sigmoid biner yang berada dalam rentang 0,1 sampai 0,9. Melakukan pembagian data yakni data pelatihan (training) sebanyak 78% yakni dari Januari 2010– Desember 2019 dan data pengujian (testing) sebanyak 22% yakni dari Januari 2020 – Juni 2022. Unit input ($x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) yang digunakan yakni sebanyak 12 masukan yang diambil dari jumlah bulan dalam satu periode (tahun). Data input layer tersebut akan di susun berupa matriks sebanyak 12 masukan dan 1 target. Antara baris matriks ke satu dan kedua mempunyai nilai yang *continue* sehingga untuk mengetahui nilai

target (y_t) matriks kedua, terlebih dahulu mendapatkan nilai target (y_t) yang kedua.

Pemodelan Data

Parameter dan arsitektur yang akan diimplementasikan pada Jaringan Saraf Tiruan dilakukan dengan teknik *trial and error* seperti menentukan maksimum epoch, learning rate, batas error, jumlah unit hidden layer ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$). Namun, yang sangat menentukan kualitas dari pemodelan adalah jumlah unit hidden layer untuk mendapatkan model terbaiknya. Tidak ada aturan yang mutlak dalam penentuan jumlah unit hidden layer optimal. Data yang digunakan dalam pemodelan ini adalah data training sedangkan data testing berperan dalam menguji validitas dari model yang telah terbentuk pada proses *training* melalui fase peramalan ($y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+29}$). Berikut adalah beberapa model backpropagation dengan jumlah unit hidden layer yang berbeda di setiap jaringan saraf tiruan.

Tabel 2. Model Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation.

$B(n,p,m)$	MAPE (%)	Epoch
12-1-1	16,48	3041
12-2-1	14,45	513
12-3-1	15,24	573
12-4-1	15,33	584
12-5-1	10,02	692780
12-6-1	7,53	254224
12-7-1	10,01	227
12-8-1	9,02	645
12-9-1	10,73	426
12-10-1	10,71	249

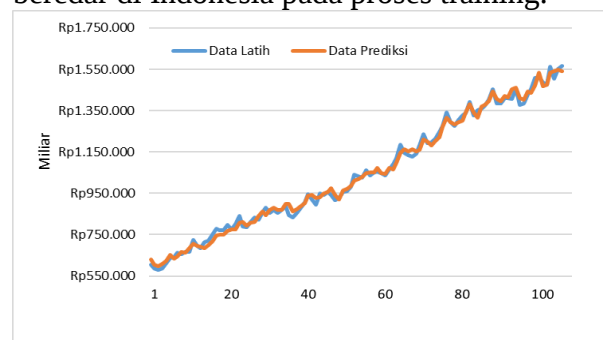
Tabel. 1 menunjukkan hasil kombinasi jaringan hidden layer yang telah dipelajari oleh jaringan saraf tiruan backpropagation. Model yang diujikan dalam pemodelan yakni 10 model dengan jumlah hidden layer yang berbeda di setiap percobaannya. Dari beberapa model yang disajikan, maka model jaringan Backpropagation yang paling optimal diperoleh oleh model $B(12-6-1)$ yakni unit input layer berjumlah 12, unit hidden layer berjumlah 6 dan

1 unit output layer dengan MAPE sebesar 7,53% sehingga tingkat akurasi sebesar 92,47%. Error (MAPE) yang dihasilkan oleh model backpropagation $B(12-6-1)$ menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik karena berada dalam rentang 0 – 10%. Selain itu besarnya tingkat kecepatan (learning rate) yang di gunakan dalam pelatihan ini adalah 0,2 dan batas error yang di gunakan adalah 0,001.

Model matematis dari jaringan saraf tiruan adalah sebagai berikut:

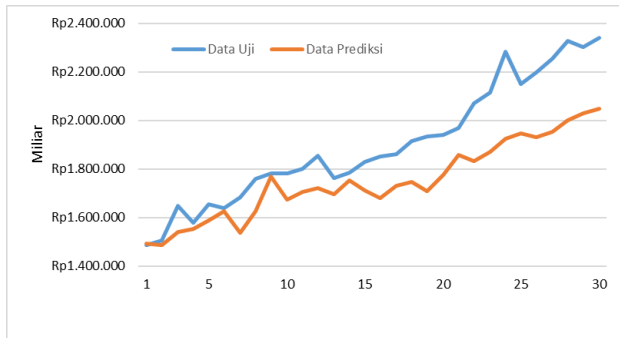
$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^6 w_j \cdot g \left(v_{oj} + \sum_{i=1}^{12} v_{ij} \cdot y_{t-1} \right) + 0,005$$

Setelah menemukan model terbaik, maka lakukan denormalisasi data ke bentuk semula agar hasil dari Berikut ini adalah perbandingan hasil pemodelan dan data aktual jumlah uang beredar di Indonesia pada proses training.



Gambar 4 Hasil pemodelan data training

Gambar 4 menunjukkan bahwa hasil pemodelan yang dilakukan pada proses training sangatlah mirip dengan data aslinya, sehingga hampir tidak terlihat jarak yang terbentang antara keduanya. Algoritma backpropagation sangat rapi dalam mengenali pola yang di pelajarnya, maka terbukti bahwa Jaringan Saraf Tiruan menghasilkan kualitas model yang bagus dalam melakukan pemodelan dengan akurasi yang baik. Pemodelan menggunakan data training ini memiliki nilai MAPE sebesar 1,719%.



Gambar 5 Hasil prediksi jaringan saraf tiruan

Gambar 5 menunjukkan bahwa pola prediksi data yang terbentuk memiliki jarak yang agak sedikit jauh antara nilai prediksi dan nilai aktual pada data pengujian yakni dari Januari 2020 sampai Juni 2022. Artinya error yang didapatkan pada peramalan lebih besar daripada saat proses pemodelan, hal ini dipengaruhi bahwa jaringan saraf tiruan backpropagation pada model $B(12,6,1)$ menghafal bentuk model yang dihasilkan sebelumnya, sehingga sedikit sulit dalam mengenali pola yang terbentuk ketika proses peramalan dilakukan. Meskipun demikian, hasil peramalan dengan model $B(12,6,1)$ memiliki MAPE yang lumayan kecil yakni sebesar 7,53% serta bisa digolongkan dalam jaringan yang memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik dengan akurasi sebesar 92,47%.

Berikut nilai peramalan jumlah uang beredar di Indonesia yang dihasilkan menggunakan model $BP(12,6,1)$ pada 12 bulan yang akan datang yakni Juli 2022- Juni 2023.

Tabel 3 Data Peramalan Jumlah Uang Beredar

Date	JUB	Date	JUB
Jul 22	Rp. 2.336	Jan 23	Rp. 2.395
Agust 22	Rp. 2.352.	Febr 23	Rp. 2.404
Sep 22	Rp. 2.363	Mar 23	Rp. 2.412
Okt 22	Rp. 2.385	Apr 23	Rp. 2.412
Nov 22	Rp. 2.388	Mei 23	Rp. 2.410
Des 22	Rp. 2.422	Juni 23	Rp. 2.410

5.1 KESIMPULAN

Setelah melalui semua tahapan dalam menerapkan algoritma Backpropagation pada Jumlah Uang Beredar di Indonesia, maka didapatkan model optimalnya yaitu $BP(12,6,1)$ dengan MAPE sebesar 7,53% dan akurasi sebesar 92,47%. Model $B(12,6,1)$ dikategorikan ke dalam model yang memiliki kemampuan peramalan yang sangat, terbukti nilai erronya berada diantara 0-10%. Model Jaringan Saraf Tiruan yang dihasilkan adalah:

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^6 w_j \cdot g \left(v_{oj} + \sum_{i=1}^{12} v_{ij} \cdot y_{t-1} \right) + 0,005$$

Sehingga dapat disimpulkan bahwa model Jaringan Saraf Tiruan $BP(12,6,1)$ sangat layak untuk dijadikan rujukan untuk meramalkan data Jumlah Uang Beredar di Indonesia di masa yang akan datang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Pak Dr. Dony Permana, M.SI selaku dosen pembimbing saya yang sudah memberikan arahan kepada penulis dalam menyusun penelitian ini sampai selesai. Terima kasih juga kepada orang tua serta teman-teman yang sudah mendukung penulis untuk menuntaskan penelitian ini tepat pada waktunya.

Daftar Pustaka

- [1] A. E. Purwana, "Kesejahteraan dalam Perspektif Ekonomi Islam," *Justicia Islam.*, vol. 11, no. 1, pp. 21–42, 2014.
- [2] M. P. Rakyat and S. Jenderal, *Undang-Undang Dasar Negara Republik Indonesia Tahun 1945*. Sekretariat Jenderal MRP RI, 2000.
- [3] H. P. Aprileven, "Pengaruh faktor ekonomi terhadap inflasi yang dimediasi oleh jumlah uang beredar," *Econ. Dev. Anal. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 32–41, 2015.
- [4] H. Aprillia, "Analisis Inflasi di Sumatera Utara: Suatu Model Error Correction (ECM)," *Quant. Econ. J.*, vol. 1, no. 2,

- 2011.
- [5] A. Sutawijaya, "Pengaruh faktor-faktor ekonomi terhadap inflasi di Indonesia," *J. Organ. dan Manaj.*, vol. 8, no. 2, pp. 85–101, 2012.
 - [6] G. A. Utari, S. R. Cristina, and S. Pambudi, "Inflasi di Indonesia: karakteristik dan pengendaliannya," *Language (Baltim).*, vol. 8, no. 64p, p. 23cm, 2016.
 - [7] L. Wang, Y. Zeng, and T. Chen, "Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series forecasting," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 2, pp. 855–863, 2015.
 - [8] N. Kohzadi, M. S. Boyd, B. Kermanshahi, and I. Kaastra, "A comparison of artificial neural network and time series models for forecasting commodity prices," *Neurocomputing*, vol. 10, no. 2, pp. 169–181, 1996.
 - [9] J. J. Siang, "Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab," 2005.
 - [10] I. Afrianto, "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah," *KOMPUTA J. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, 2012.
 - [11] R. R. Amelia and F. Fitri, "Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *J. Math. UNP*, vol. 7, no. 3, pp. 1–10, 2022.
 - [12] H. Elarabi and N. F. Taha, "Comparison of different methods of application of neural network on soil profile of Khartoum state," *Int. J. Sci. Technol. Soc*, vol. 2, no. 3, p. 59, 2014.
 - [13] A. A. Adebiyi, A. O. Adewumi, and C. K. Ayo, "Comparison of ARIMA and Artificial Neural Networks Models for Stock Price Prediction," *J. Appl. Math.*, vol. 2014, p. 614342, 2014, doi: 10.1155/2014/614342.
 - [14] L. Fausett and L. V. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice-Hall, 1994. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=O NylQgAACAAJ>
 - [15] A. F. Achmalia, W. Walid, and S. Sugiman, "Peramalan penjualan semen menggunakan backpropagation neural network dan recurrent neural network," *UNNES J. Math.*, vol. 9, no. 1, pp. 6–21, 2020.
 - [16] M. Rabil, "Peramalan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Nusa Tenggara Barat dengan Metode Double Exponential Smoothing dan Double Moving Average." Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2017.
 - [17] P.-C. Chang, Y.-W. Wang, and C.-H. Liu, "The development of a weighted evolving fuzzy neural network for PCB sales forecasting," *Expert Syst. Appl.*, vol. 32, no. 1, pp. 86–96, 2007.
 - [18] F. Kusumadewi, "Peramalan Harga Emas Menggunakan Feedforward Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation," *Yogyakarta Univ. Negeri Yogyakarta*, 2014.
 - [19] I. Sutikno *et al.*, "Backpropagation dan Aplikasinya," *Ilmu Komput. Stud. Kasus dan Apl.*, pp. 135–146, 2016.
 - [20] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: principles and practice*. OTexts, 2018. [Online]. Available: https://books.google.co.id/books?id=_b BhDwAAQBAJ
 - [21] J. M. Keller, D. Liu, and D. B. Fogel, *Fundamentals of Computational Intelligence: Neural Networks, Fuzzy Systems, and Evolutionary Computation*. Wiley, 2016. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=XZ 6tDAAAQBAJ>
 - [22] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and M. Kulahci, *Introduction to time series analysis and forecasting*. John Wiley & Sons, 2015.