

Peramalan Permintaan Darah Menggunakan *Backpropagation Neural Network* di UTD PMI Kabupaten Lombok Barat

Yusril Saefurrasyid¹, Sudi Mariyanto Al Sasongko², Djul Fikry Budiman^{3*}

^{1,2,3}Jurusan Teknik Elektro, Universitas Mataram

ARTICLE INFO

Article history:

Received March 12, 2025

Revised Januari 28, 2025

Accepted February 28, 2025

Keywords:

Artificial Neural Network;
Backpropagation;
Blood;
Accuracy;
MAPE;

ABSTRACT

In recent years, it noted that the number of requests for blood from hospitals in West Lombok and Mataram exceeded the bloodstock in the PMI Blood Transfusion Unit (UTD) in West Lombok Regency. The blood requests need predicting so there is no shortage of bloodstock. The model of the Backpropagation artificial neural network method is used to estimate the number of short-term blood requests. Predictive performance is analyzed based on the accuracy value based on the Absolute Maximum Percent Error (MAPE). The use of backpropagation neural networks can help respond to emergencies faster and predict more accurately. Accuracy rate prediction results for some type of blood component are: Whole Blood Bank Blood Hospital (WB BDRS) of 22%, BDRS Packet Red Cell blood of 78%, Thrombocyte Concentrate BDRS blood of 84 %, Fresh Frozen Plasma BDRS blood of 80%, WB NON-BDRS blood of 18%, PRC NON-BDRS blood of 66%, TC NON-BDRS blood of 55%, and FFP NON-BDRS blood of 47%. Based on these results, the JST backpropagation method can be used to predict TC BDRS blood and FFP BDRS blood with a good category.

Corresponding Author:

Djul Fikry Budiman, Jurusan Teknik Elektro, Universitas Mataram, Mataram, Indonesia
Email: djulfikry@unram.ac.id

1. PENDAHULUAN

Palang Merah Indonesia (PMI) adalah sebuah organisasi perhimpunan nasional di Indonesia yang bergerak dalam bidang sosial kemanusiaan [1][2]. Berdasarkan data tahun 2020, UTD PMI Kab. Lombok Barat mengalami kekurangan pendonor darah selama pembatasan sosial secara masal. Permintaan darah untuk medis tetap tinggi, selain untuk penderita Covid-19, darah juga dibutuhkan oleh pasien penderita demam berdarah *dengeu* (DBD), baik dari Kabupaten Lombok Barat dan Kota Mataram.

Peramalan diperlukan untuk mengantisipasi kekurangan stok darah di UTD PMI Kabupaten Lombok Barat. Peramalan penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien untuk memperkirakan kebutuhan darah dimasa yang akan datang meliputi kuantitas, waktu dan lokasi [3]. Peramalan dapat diimplementasikan pada kasus prediksi penyebaran virus COVID-19 di Indonesia [4], prediksi jumlah penerima beasiswa studi lanjut [5], prediksi nilai mata uang USD dan harga minyak kelapa sawit [6], prediksi hasil produksi palawija di Aceh Utara [7], prediksi tingkat emisi karbon di Amerika Utara [8], keterkaitan dan prediksi nilai IPK mahasiswa berdasarkan nilai Ujian Tertulis Berbasis Komputer (UTBK) [9], prediksi terhadap jumlah permintaan pemasangan Indihome [10], memprediksi total laba rugi komprehensif bank konvensional [11].

Darah merupakan cairan yang terdapat di dalam pembuluh darah yang memiliki fungsi mengatur keseimbangan asam dan basa, mentransportasikan O₂, karbohidrat, dan metabolit, mengatur suhu tubuh dengan cara konduksi atau hantaran, membawa panas tubuh dari pusat produksi panas (hepar dan otot) untuk didistribusikan ke seluruh tubuh, dan pengaturan hormon dengan membawa dan mengantarkan dari kelenjar ke sasaran [2] [12].

Transfusi darah adalah tindakan medik yang bertujuan mengganti komponen darah yang berkurang. Selain itu transfusi darah adalah proses penyaluran darah ke tubuh. Langkah medis ini dilakukan untuk menyelamatkan nyawa manusia ketika tubuh kekurangan darah [2]. Macam – macam komponen darah yakni

darah utuh (*whole blood*), Darah Endap (*Pecked Red Cell*), Darah Merah Cuci (*Washed Red Cells*), *Thrombocyte Concentrate* (TC), *Fresh Frozen Plasma* (FFP)[13].

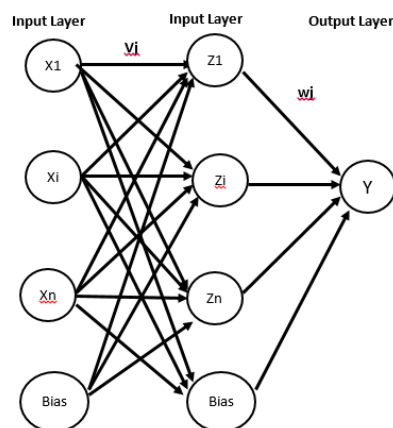
Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi dengan suatu karakteristik menyerupai sistem saraf pada manusia. JST dapat digunakan untuk pengenalan emosi suara berdasarkan data series berbasis *Recurrent Neural Network* [14], pengenalan pola aksara Bima dengan metode JST *backpropagation* dipadukan dengan ekstraksi ciri *Image Centroid Zone* dapat mengenali pola pada tingkat akurasi 87% [15]. Pada penelitian yang lain metode JST *backpropagation* dapat digunakan untuk pengendalian persediaan darah untuk pasien dengan hemoglobin rendah [16], mengoptimalkan akurasi prediksi *financial distress* dengan *logistic regression* [17], mengidentifikasi varitas padi unggul jenis ciherang [18], memprediksi hasil akhir nilai mahasiswa pada sistem pembelajaran berbasis problem [19]. Metode JST *backpropagation* dapat menghasilkan prediksi yang baik dan memiliki kemampuan untuk mentoleransi kesalahan dengan melakukan training data yang besar. Selain itu metode ini juga dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara masukan (*input*) dan keluaran (*output*) dalam menemukan pola-pola pada data. Namun masalahnya adalah JST memiliki kelemahan yaitu sulit untuk mengetahui berapa banyak neuron dan lapisan yang diperlukan, dan mengalami perlambatan saat learning. Dengan metode ini diharapkan data hasil peramalan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi sehingga dapat digunakan oleh UTD PMI Kabupaten Lombok untuk memprediksi jumlah permintaan darah di masa mendatang agar tidak terjadi kekurangan stok darah di UTD PMI Kab. Lombok Barat.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui prediksi/perkiraan jumlah permintaan darah di UTD PMI Kab. Lombok Barat. Proses prediksi dilakukan dengan mempelajari dan mengevaluasi pola-pola permintaan darah beberapa tahun terakhir.

2.1. Model JST Backpropagation

Jaringan syaraf tiruan merupakan sistem prosesor paralel terhubung satu sama dari setiap neuron jaringan yang direpresentasikan sebagai *node*. Model jaringan *backpropagation* merupakan suatu teknik pelatihan *supervised learning* yang paling banyak digunakan. Pada jaringan *backpropagation*, setiap unit yang berada di lapisan *input* berhubungan dengan setiap unit yang ada di lapisan tersembunyi (*hidden layer*). Setiap unit yang ada di lapisan tersembunyi terhubung dengan setiap unit yang ada di lapisan output. Jaringan ini terdiri dari banyak lapisan (*multilayer network*) seperti gambar 1, sedangkan urutan proses algoritma *backpropagation* seperti tabel 1.



Gambar 1. Arsitektur JST Backpropagation

Tabel 1. Algoritma JST Backpropagation

| Inisialisasi | |
|---|--|
| Fase 1: Propagasi Maju | |
| $z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=0}^n x_i v_{ij}$ | algoritma perhitungan <i>hidden layer</i> |
| $z_j = f(z_{in_j})$ | algoritma perhitungan sinyal <i>output</i> dari <i>hidden</i> unit |
| $f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ | <i>log simoid</i> |
| $y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk}$ | jumlah sinyal <i>output</i> dari unit <i>output</i> |
| $y_k = f(y_{in_k})$ | algoritma perhitungan sinyal output dari sinyal output |
| Fase 2: Propagasi Mundur | |
| $\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$ | faktor δ unit <i>output</i> |
| $\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$ | koreksi bobot |
| $\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$ | koreksi bobot |
| $\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$ | faktor δ unit <i>hidden</i> |
| $\delta_j = (\delta_{in_j} f'(z_{in_j}))$ | faktor koreksi <i>error</i> |
| $\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i$ | koreksi bobot |
| $\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$ | koreksi bobot |
| Fase 3: Perubahan Bobot | |
| $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$ | perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran |
| $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$ | perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi |

2.2. Perhitungan Error

Perhitungan error bertujuan untuk pengukuran akurasi jaringan dalam mengenali pola yang diberikan. Ada tiga macam perhitungan error yang sering digunakan, yaitu *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MSE merupakan error rata-rata kuadrat dari selisih antara output jaringan dengan output target. Tujuan utama adalah memperoleh nilai *error* sekecil-kecilnya dengan secara iterative mengganti nilai bobot yang terhubung pada semua neuron pada jaringan. Untuk mengetahui seberapa banyak bobot yang diganti, setiap iterasi memerlukan perhitungan *error* yang berasosiasi dengan setiap *neuron* pada *output* dan lapisan tersembunyi.

Nilai akurasi hasil evaluasi prediksi menggunakan MAPE (Mean Absolute Percentage Error) dapat diperoleh dengan cara 100% dikurangi nilai MAPE. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin kecil kesalahan hasil prediksi, sebaliknya semakin besar nilai MAPE maka semakin besar kesalahan hasil prediksi. Hasil suatu metode prediksi mempunyai kemampuan peramalan sangat baik jika nilai MAPE < 10% dan mempunyai kemampuan pendugaan baik jika nilai MAPE diantara 10% dan 20%. Formula untuk menghitung error prediksi dapat dituliskan seperti pers. 1 sampai pers. 4.

a. MSE (*Mean Square Error*)

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (1)$$

b. Perhitungan *Percentage Error* (PE)

$$PE_n = \frac{T_n - Y_n}{T_n} \quad (2)$$

c. Perhitungan *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n=9} |PE| \times 100\% \quad (3)$$

d. Perhitungan Akurasi

$$Akurasi = 100\% - MAPE \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

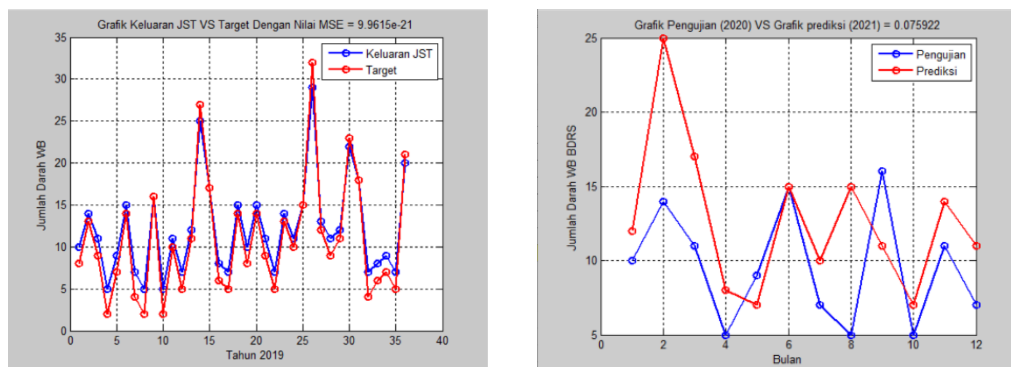
Pada penelitian ini, jumlah data yang digunakan adalah 8 pola berupa data permintaan komponen darah di UTD PMI Kabupaten Lombok Barat. Data yang tersedia adalah data permintaan darah dalam kurun waktu 5 tahun yaitu, tahun 2016 sampai tahun 2020. Terdapat 2 (dua) pengelompokan permintaan darah yaitu, permintaan darah dari Bank Darah Rumah Sakit (BDRS) dan permintaan darah dari NON BDRS. Parameter terbaik yang diperoleh dari implementasi JST backpropagation seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Parameter terbaik JST Backpropagation

| No. | Jenis Darah | Fungsi Aktivasi | Hidden | Epoch |
|-----|--------------|-----------------|--------|-------|
| 1 | WB BDRS | trainlm | 100 | 6 |
| 2 | PRC BDRS | trainlm | 10 | 6 |
| 3 | TC BDRS | trainlm | 10 | 8 |
| 4 | FFP BDRS | trainlm | 10 | 9 |
| 5 | WB NON BDRS | trainlm | 90 | 7 |
| 6 | PRC NON BDRS | trainlm | 100 | 8 |
| 7 | TC NON BDRS | trainlm | 30 | 5 |
| 8 | FFP NON BDRS | trainlm | 30 | 7 |

3.1. Darah WB BDRS

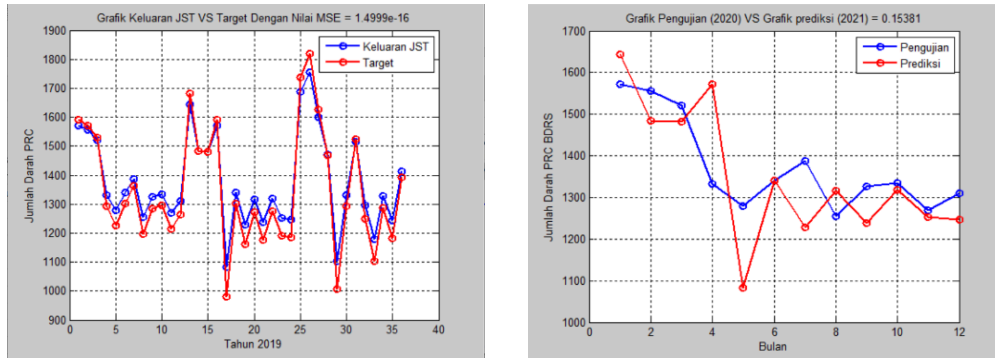
Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 2 dengan MSE prediksi sebesar 0,075922.



Gambar 2. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah WB BDRS

3.2. Darah PRC BDRS

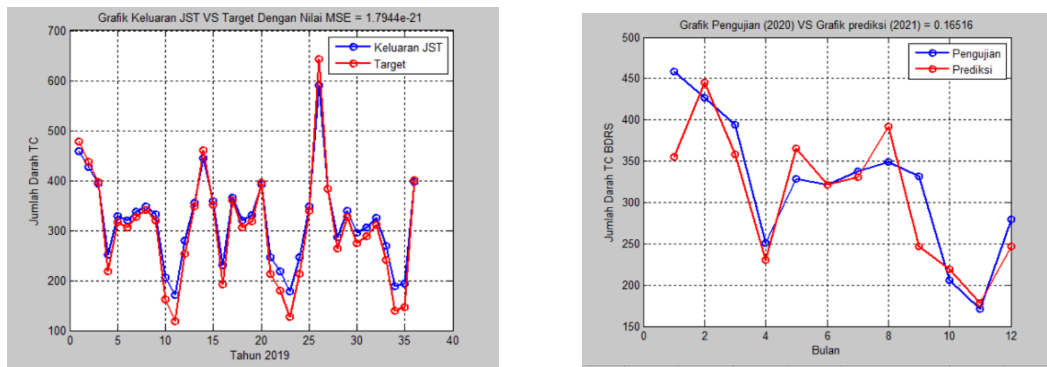
Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 3 dengan MSE prediksi sebesar 0,15381.



Gambar 3. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah PRC BDRS

3.3. Darah TC BDRS

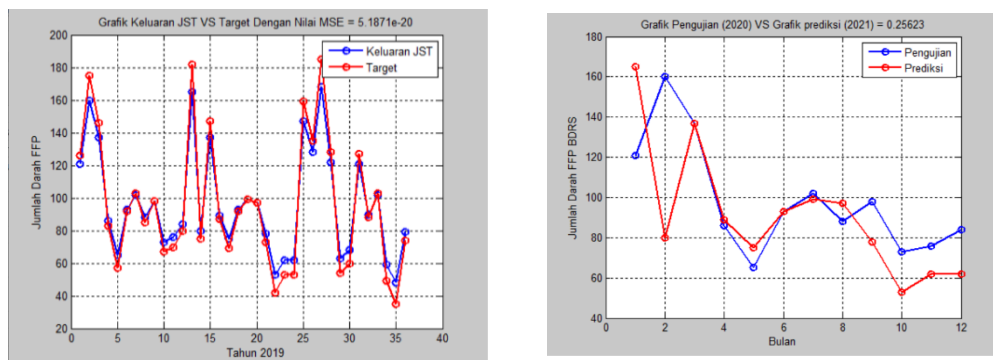
Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 4 dengan MSE prediksi sebesar 0,16516.



Gambar 4. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah TC BDRS

3.4. Darah FFP BDRS

Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 5 dengan MSE prediksi sebesar 0,25623.



Gambar 5. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah FFP BDRS

Secara ringkas data hasil prediksi dan tingkat akurasi yang diperoleh dari implementasi JST backpropagation untuk darah BDRS seperti pada tabel 3 dan tabel 4.

Tabel 3. Hasil prediksi darah BDRS

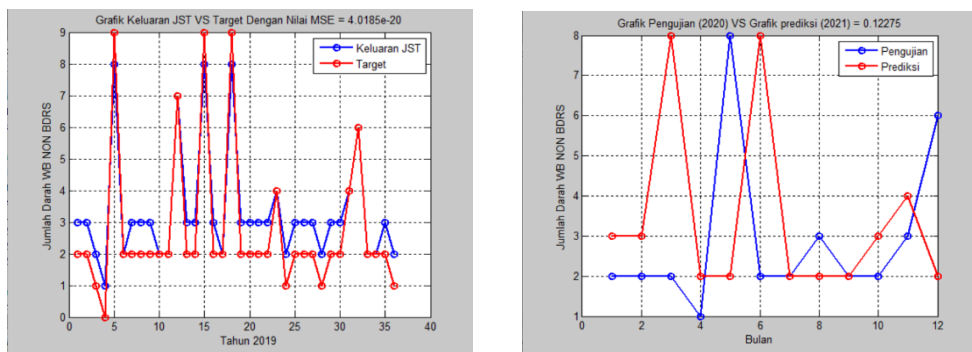
| WB BDRS | | PRC BDRS | | TC BDRS | | FFP BDRS | |
|-----------|----------|-----------|----------|-----------|----------|-----------|----------|
| Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi |
| 10 | 12 | 1572 | 1644 | 459 | 355 | 121 | 165 |
| 14 | 25 | 1556 | 1484 | 427 | 445 | 160 | 80 |
| 11 | 17 | 1521 | 1481 | 394 | 358 | 137 | 137 |
| 5 | 8 | 1332 | 1572 | 251 | 230 | 86 | 89 |
| 9 | 7 | 1279 | 1083 | 329 | 365 | 65 | 75 |
| 15 | 15 | 1340 | 1340 | 321 | 321 | 93 | 93 |
| 7 | 10 | 1388 | 1228 | 338 | 331 | 102 | 99 |
| 5 | 15 | 1255 | 1316 | 349 | 392 | 88 | 97 |
| 16 | 11 | 1326 | 1239 | 332 | 247 | 98 | 78 |
| 5 | 7 | 1334 | 1319 | 206 | 219 | 73 | 53 |
| 11 | 14 | 1269 | 1252 | 171 | 178 | 76 | 62 |
| 7 | 11 | 1310 | 1247 | 279 | 247 | 84 | 62 |

Tabel 4. Error dan Akurasi darah BDRS

| No. | Jenis Darah | MAPE | Akurasi | Keterangan |
|-----|-------------|------|---------|--------------|
| 1 | WB BDRS | 78% | 22% | Tidak akurat |
| 2 | PRC BDRS | 22% | 78% | Wajar |
| 3 | TC BDRS | 16% | 84% | Baik |
| 4 | FFP BDRS | 20% | 80% | Baik |

3.5. Darah WB NON BDRS

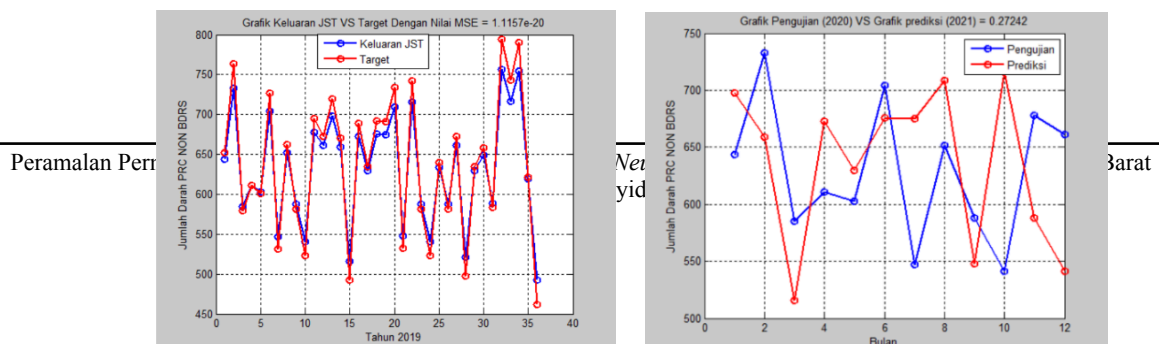
Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 6 dengan MSE prediksi sebesar 0,12275.



Gambar 6. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah WB NON BDRS

3.6. Darah PRC NON BDRS

Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 7 dengan MSE prediksi sebesar 0,27242.



Peramalan Per

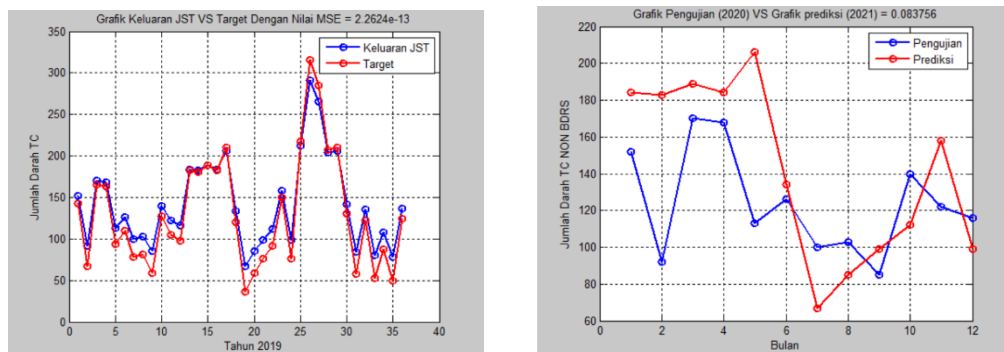
Net
yid

Barat

Gambar 7. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah PRC NON BDRS

3.7. Darah TC NON BDRS

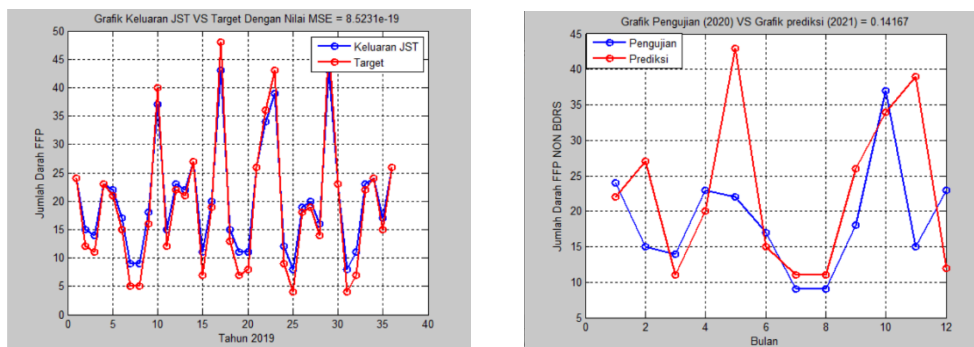
Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 8 dengan MSE prediksi sebesar 0,083756.



Gambar 8. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah TC NON BDRS

3.8. Darah FFP NON BDRS

Hasil pelatihan dan hasil prediksi dapat dilihat pada gambar. 9 dengan MSE prediksi sebesar 0,14167.



Gambar 9. Hasil pelatihan dan hasil prediksi darah FFP NON BDRS

Secara ringkas data hasil prediksi dan tingkat akurasi yang diperoleh dari implementasi JST backpropagation untuk darah NON BDRS seperti pada tabel 5 dan tabel 6.

Tabel 5. Hasil prediksi darah NON BDRS

| WB NON BDRS | | PRC NON BDRS | | TC NON BDRS | | FFP NON BDRS | |
|-------------|----------|--------------|----------|-------------|----------|--------------|----------|
| Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi | Data asli | Prediksi |
| 2 | 3 | 644 | 698 | 152 | 184 | 24 | 22 |
| 2 | 3 | 733 | 659 | 92 | 183 | 15 | 27 |
| 2 | 8 | 585 | 516 | 170 | 189 | 14 | 11 |
| 1 | 2 | 611 | 673 | 168 | 184 | 23 | 20 |
| 8 | 2 | 603 | 630 | 113 | 206 | 22 | 43 |
| 2 | 8 | 704 | 676 | 126 | 134 | 17 | 15 |
| 2 | 2 | 547 | 675 | 100 | 67 | 9 | 11 |
| 3 | 2 | 652 | 709 | 103 | 85 | 9 | 11 |
| 2 | 2 | 588 | 548 | 85 | 99 | 18 | 26 |
| 2 | 3 | 541 | 716 | 140 | 112 | 37 | 34 |
| 3 | 4 | 678 | 588 | 122 | 158 | 15 | 39 |
| 6 | 2 | 661 | 541 | 116 | 116 | 23 | 12 |

Tabel 6. Error dan Akurasi darah NON BDRS

| No. | Jenis Darah | MAPE | Akurasi | Keterangan |
|-----|--------------|------|---------|--------------|
| 1 | WB NON BDRS | 82% | 18% | Tidak akurat |
| 2 | PRC NON BDRS | 34% | 66% | Wajar |
| 3 | TC NON BDRS | 45% | 55% | Wajar |
| 4 | FFP NON BDRS | 53% | 47% | Tidak akurat |

4. KESIMPULAN

Prediksi menggunakan metode JST backpropagation untuk jenis komponen darah WB BDRS menghasilkan tingkat akurasi 22% dan nilai MAPE sebesar 78%, darah PRC BDRS tingkat akurasi 78% dan nilai MAPE 22%, darah TC BDRS tingkat akurasi 84% dan nilai MAPE 16%, darah FFP BDRS tingkat akurasi 80% dan nilai MAPE 20%, darah WB NON BDRS tingkat akurasi 18% dan nilai MAPE 82%, darah PRC NON BDRS tingkat akurasi 66% dan nilai MAPE 34%, darah TC NON BDRS tingkat akurasi 55% dan nilai MAPE 45%, dan darah FFP NON BDRS tingkat akurasi 47% dan nilai MAPE 53%. Berdasarkan hasil tersebut, metode JST backpropagation dapat digunakan memprediksi darah TC BDRS dan darah FFP BDRS dengan kategori baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. M. I. Muttaqin, W. Ramdhan, and W. M. Kifti, "Sistem Peramalan Permintaan Darah dengan Metode Simple Moving Average," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 242–251, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i2.6326.
- [2] A. K. Devi and T.- Herlambang, "Peramalan Kebutuhan Darah Jenis Packet Red Cells (PRC) di PMI Kota Surabaya dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik," *Zeta - Math J.*, vol. 4, no. 1, pp. 7–11, 2018, doi: 10.31102/zeta.2018.4.1.7-11.
- [3] T. Herlambang, A. S. Kamil, and A. K. Devi, "Peralaman Persediaan Darah Jenis Whole Blood (WB) di PMI Kota Surabaya Dengan Neural Network," *J. Sist. Inf. Univ. Nahdlatul Ulama Surabaya*, vol. 01, no. 01, pp. 39–44, 2019, [Online]. Available: url:<http://journal.unirow.ac.id/index.php/mv>
- [4] A. M. Husein, J. P. Hutabarat, J. E. Sitorus, T. Giawa, and M. Harahap, "Predicting the Spread of the Corona Virus (COVID-19) in Indonesia: Approach Visual Data Analysis and Prophet Forecasting," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 4, no. 2, p. 151, 2020, doi: 10.29099/ijair.v5i1.192.
- [5] M. Mardison, S. Defit, and S. Alturky, "Prediction of Scholarship Recipients Using Hybrid Data Mining Method with Combination of K-Means and C4.5 Algorithms," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 5, no. 2, pp. 168–179, 2021, doi: 10.29099/ijair.v5i2.224.
- [6] S. Saadah, F. Z. Z., and H. H. Z., "Support Vector Regression (SVR) Dalam Memprediksi Harga Minyak Kelapa Sawit di Indonesia dan Nilai Tukar Mata Uang EUR/USD," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 85–92, 2021, doi: 10.29303/jcosine.v5i1.403.
- [7] D. Abdullah, M. F. Aulia, and M. Riansyah, "Forecasting Palawija Harvest Results In North Aceh Using Multiple Linear Regression Method," vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.29099/ijair.v6i1.425.
- [8] S. I. N. Suwandi, Raras Tyasnurita, and Hanifan Muhayat, "Peramalan Emisi Karbon Menggunakan Metode SARIMA dan LSTM," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 73–80, 2022, doi: 10.29303/jcosine.v6i1.436.
- [9] Ilham Firman Ashari, "Analysis and Prediction of GPA Based on UTBK scores Using Linear Regression Algorithm," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 107–114, 2022, doi: 10.29303/jcosine.v6i2.444.
- [10] E. A. Banurea, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Permintaan Pemasangan Indihome Dengan Metode Backpropagation Etca," *J. Ris. Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 314–320, 2017, [Online]. Available: <https://pemrogramanmatlab.com/2017/07/26/jaringan-syaraf-tiruan-untuk-memprediksi-jumlah-penduduk/>

- [11] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and S. Solikhun, “Implementasi JST pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum dan Konvensional dengan Backpropagation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, p. 411, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [12] D. R. Anamisa, “Rancang Bangun Metode OTSU Untuk Deteksi Hemoglobin,” *S@Cies*, vol. 5, no. 2, pp. 106–110, 2015, doi: 10.31598/sacies.v5i2.64.
- [13] R. Arviananta, S. Syuhada, and A. Aditya, “Perbedaan Jumlah Eritrosit Antara Darah Segar dan Darah Simpan,” *J. Ilm. Kesehat. Sandi Husada*, vol. 12, no. 2, pp. 686–694, 2020, doi: 10.35816/jiskh.v12i2.388.
- [14] I. G. B. A. P. Paramitha, “Performance Comparison of Deep Learning Algorithm for speech emotion recognition,” *JCOSINE*, vol. 6, no. 2, pp. 99–106, 2022, doi: 10.1007/s11042-020-10118-x.
- [15] R. Amalia, F. Bimantoro, and A. Aranta, “Penerapan Metode Backpropagation Dan Image Centroid Zone-Zone Centroid Zone Pada Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Bima (Implementation of Backpropagation and ICZ-ZCZ for Handwriting Recognition of Bima Script),” vol. 4, no. 1, pp. 88–96, 2022, [Online]. Available: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [16] E. Prasiwiningrum, “Pengendalian Persediaan Darah untuk Pasien dengan Hemoglobin Rendah Menggunakan Metode Backpropagation,” *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 4, pp. 113–118, 2022, doi: 10.37034/infek.v4i3.153.
- [17] F. Y. Riska and B. Zulfiqar, “Backpropagation Neural Network untuk Optimasi Akurasi pada Prediksi Financial Distress Perusahaan,” *J. Inf. Sains dan Teknol.*, vol. 2, no. April, pp. 101–110, 2017.
- [18] D. Aprilia, ; Jajam, H. Jaman, ; Riza, and I. Adam, “Application of Backpropagation Neural Network Algorithm for Ciherang Rice Image Identification,” pp. 141–148, 2019, [Online]. Available: www.unsika.ac.id
- [19] B. Badieah, R. Gernowo, and B. Surarso, “Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Performa Mahasiswa Pada Pembelajaran Berbasis Problem Based Learning (PBL),” *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, p. 46, 2016, doi: 10.21456/vol6iss1pp46-58.