

Forecasting the Amount of Blood Storage Using the Support Vector Machine (Svm) Method

Peramalan Jumlah Permintaan Darah Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)

Novi Prastyanda Putra Pratama¹, Tedjo Sukmono², Boy Isma Putra, Wiwik Sulistiyowati
{ nprastyanda26@gmail.com¹, thedjoss@umsida.ac.id² }

Program Studi Teknik Industri, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo^{1,2,3,4}

Abstract. Blood transfusion is a process of sending or transferring blood to another place and the task is delegated to the PMI Blood Donation Unit with several tasks including; deployment and preservation of blood donors, provision and processing of blood, and distribution of blood to health agencies. However, the supply and demand from health agencies have a significant difference. The difference for each blood group is very large, in group O deficiency by 28%, in group A deficiency by 38%, in group B excess by 28%, and in group AB deficiency by 84%. To overcome this problem, it is necessary to estimate the demand for blood that will occur in the future period. One of the tools that can answer this problem is demand forecasting and what will be used in this study is forecasting using the Support Vector Machine (SVM) method. This SVM method is a relatively new machine learning-based technique for making predictions, both used in classification and regression cases. The result of this study obtained good MAPE values, namely in blood group O is 14%, in blood group A is 15%, in blood group B is 13%, and in blood type AB is 24%.

Keywords – Forecasting; K-Means; Kernel; Support Vector Machine; Transfusion

Abstrak. Transfusi darah ialah sebuah proses mengirim atau memindahkan darah ke tempat lain dan tugas tersebut dilimpahkan pada Unit Donor Darah PMI dengan beberapa tugas meliputi; pengerahan dan pelestarian pendonor darah, penyediaan dan pengolahan darah, dan pendistribusian darah ke instansi Kesehatan. Namun, persediaan dan permintaan dari instansi Kesehatan memiliki selisih yang cukup signifikan. Selisih untuk tiap golongan darah sangat besar, pada golongan O kekurangan sebesar 28%, pada golongan A kekurangan sebesar 38%, pada golongan B kelebihan sebesar 28%, dan pada golongan AB kekurangan sebesar 84%. Untuk mengatasi permasalahan ini diperlukan adanya perkiraan permintaan darah yang akan terjadi pada periode kedepan. Salah satu alat yang mampu menjawab permasalahan ini adalah peramalan permintaan dan yang akan digunakan pada penelitian ini adalah peramalan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Metode SVM ini merupakan suatu Teknik berbasis machine learning yang relative baru untuk melakukan suatu prediksi, baik digunakan dalam kasus klasifikasi maupun regresi. Hasil dari penelitian ini diperoleh nilai MAPE yang baik yaitu pada golongan darah O adalah 14%, pada golongan darah A adalah 15%, pada golongan darah B adalah 13%, dan pada golongan darah AB adalah 24%.

Kata Kunci – K-Means; Kernel; Peramalan; Support Vector Machine; Transfusi

I. PENDAHULUAN

Transfusi darah ialah sebuah proses mengirim atau memindahkan darah dari dan atau ke tempat lain. Transfusi darah adalah suatu perlakuan dalam ilmu kesehatan yang bertujuan untuk memberikan pertolongan terhadap seseorang yang mengalami kekurangan atau kehilangan darah yang diakibatkan oleh beberapa factor antara lain kecelakaan, operasi pembedahan, dan suatu penyakit tertentu [1]. Transfusi darah pada umumnya diperlukan guna menyelamatkan pasien yang pada intinya mengakibatkan seseorang tidak dapat mengatasi kekurangan darah yang dideritanya dengan memproduksi darah sendiri dan harus mendapatkan bantuan darah dari eksternal [2]. Darah mempunyai 4 golongan yaitu golongan darah A yang mempunyai antigen A dan Anti - B, golongan darah B yang mempunyai antigen B dan anti -A, golongan darah O mempunyai antibody namun tidak memiliki antigen, dan golongan darah AB yang memiliki antigen tapi tidak memiliki antibody [3]. Dalam proses transfusi darah terdapat dua subyek yang harus terpenuhi yaitu pendonor dan reseptor, darah hanya bisa diberikan dari reseptor ke pendonor apabila keduanya memiliki golongan darah yang sama. Pada Peraturan Pemerintah Republik Indonesia Tentang Kepalangmerahan No. 07 Tahun 2019 Pasal 19 menyatakan bahwa kewenangan dalam penyelenggaraan pemberian pelayanan darah dilimpahkan pemerintah melalui Unit Donor

Darah PMI dengan beberapa tugas meliputi; pengerahan dan pelestarian pendonor darah, penyediaan dan pengolahan darah, dan pendistribusian darah ke instansi kesehatan. Palang Merah Indonesia (PMI). Khusus dalam menjalankan tugasnya untuk pendistribusian dan penyediaan darah di PMI dilakukan oleh Unit Transfusi Darah (UTD) yang telah tersebar di seluruh nusantara pada tingkat kabupaten dan kota.

Namun pada praktek nyata di lapangan, persediaan yang dimiliki oleh UTD dan permintaan dari instansi kesehatan seperti rumah sakit terkadang tidak sama atau memiliki selisih yang cukup signifikan. Selisih antara persediaan dan permintaan pada tiap-tiap golongan pada tiap periode tahunan dapat dianalisa sebagai berikut: golongan darah O 28%, golongan darah A 38%, B 28%, dan golongan darah AB 84%. Ketidakpastian persediaan dan permintaan ini mengakibatkan banyak masalah dan menghambat pendistribusian darah secara menyeluruh, pada akhirnya pendistribusian dilakukan dengan prioritas. Ketidakpastian ini menjadi masalah yang krusial dan harus dibenahi pada UTD PMI. Untuk mengatasi permasalahan ini diperlukan adanya perkiraan permintaan darah yang akan terjadi pada periode kedepan, salah satu alat yang mampu menjawab permasalahan ini adalah peramalan permintaan.

Peramalan (*forecast*) adalah suatu seni dari prediksi yang memiliki tujuan memperkirakan kejadian dimasa depan berbasis data dimasalalu. Diharapkan dengan prediksi ini, maka kemungkinan terjadinya ketidaksesuaian dapat diminimalisir dengan kesiapan untuk mengantisipasinya [4]. Peramalan ini digunakan untuk mempersiapkan alternatif-alternatif yang memungkinkan diambil dalam menghadapi permasalahan kedepannya [5]. Pada penelitian ini akan digunakan metode peramalan yang cenderung masih baru yaitu metode peramalan *Support Vector Machine* (SVM).

Metode SVM dikembangkan oleh Vapnik dan didasari pada pembelajaran statistik, SVM dapat diterapkan untuk klasifikasi dan regresi. Dalam kasus klasifikasi *hyperplane* optimal ditemukan untuk memisahkan data menjadi 2 kelas, sedangkan pada kasus regresi *hyperplane* harus dibangun pada pengelompokan yang terletak dengan poin sebanyak mungkin. Jadi, pusat kelas pada regresi memiliki lebih dari dua kelas tergantung dari kebutuhannya. Pada umumnya kelas regresi yang digunakan adalah 3 kelas dalam klasifikasi tinggi, sedang, dan rendah [6]. Dalam menyelesaikan sebuah masalah pembagian kelas, SVM dibantu dengan fungsi *K-means* yang merupakan nilai-nilai *cluster* secara random yang menjadi pusat *centroid* agar tidak berubah-ubah yang pada dasarnya akan dibagi menjadi 3 bagian *cluster* yaitu tinggi, sedang, dan rendah [7].

Setelah *cluster* terbentuk, untuk memperoleh peramalan yang akurat dilakukan pembentukan parameter yang optimal melalui optimasi algoritma *grid search*. Terdapat beberapa algoritma untuk menentukan parameter optimal pada model SVM, salah satunya adalah menggunakan algoritma *grid search* [8]. Dalam aplikasinya, algoritma ini harus dipandu oleh beberapa metrik kinerja, untuk itu data akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu data *training* dan *testing*. Data *training* digunakan untuk menguji *cross-validation* agar mendapat parameter optimal untuk model SVM terbaik yang selanjutnya digunakan pada prediksi data *testing* yang berguna untuk mendapatkan generalisasi tingkat akurasi model. *Cross-validation* merupakan pengujian standar yang dilakukan untuk memprediksi *error rate*, maka diharapkan pengujian pada data *training* dilakukan berulang guna memperoleh *error rate* yang minimal [9].

II. METODE

Metode yang digunakan pada penelitian ini untuk mendapatkan data dilakukan dengan dua cara yaitu secara kualitatif dan kuantitatif. Data kuantitatif yang didapat adalah data matematis permintaan darah pada 5 tahun kebelakang pada tiap-tiap golongan darahnya, sedangkan data kualitatif yang didapat mengenai proses didapatnya darah sebelum diolah dan didistribusikan. Selain itu dilakukan pula pengumpulan data sekunder yaitu mengkaji studi literatur terkait guna pengambilan keputusan pengolahan data, batasan yang digunakan, dan data-data pendukung lainnya, dan juga pengumpulan data primer yaitu data dari unit terkait, data yang didapat pada penelitian ini masih bersifat data mentah yang belum siap diolah. Maka dari itu akan dilakukan pengolahan sebelum masuk pada tahap peramalan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Setelah peramalan dilakukan, peneliti akan menguji hasil penelitian menggunakan perhitungan matematis penilaian skala *error* terhadap seberapa efektif metode peramalan SVM ini menggunakan MSE dan MAPE pada tiap-tiap golongan darah.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum melakukan peramalan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) terlebih dahulu akan dilakukan beberapa tahapan untuk mendapatkan data yang optimal demi mendapat hasil peramalan yang optimal pula. Tahap pertama peneliti akan melakukan klasterisasi data untuk tiap golongan menggunakan *tools add-ins* pada *Ms.Excel* yaitu *XIStat*, metode ini digunakan untuk mengidentifikasi kelompok alami dari suatu kasus yang

didasarkan pada suatu kelompok dengan kemiripan atribut [7]. Metode ini pada dasarnya akan memudahkan peramalan ketika data yang diramalkan memiliki tipe produk atau golongan yang bervariasi.

Berikut adalah hasil dari klusterisasi *K-Means* untuk tiap golongan darah menggunakan aplikasi pendukung *Ms.Excel add-ins XLStat*:

Tabel 1. Klusterisasi Golongan Darah

<i>Observation</i>	<i>Class</i>	<i>Distance to centroid</i>	<i>Average</i>
Gol. O	Tinggi	0	299
Gol. A	Sedang	30	164
Gol. B	Sedang	30	224
Gol. AB	Rendah	0	40

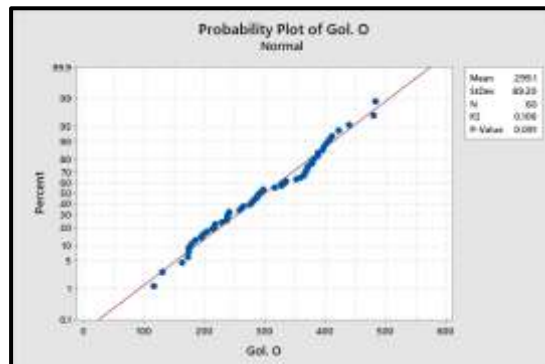
Dengan adanya pengelompokan data sesuai dengan nilai *demand* yang cenderung hampir sama, maka peramalan akan dilakukan dengan mengambil nilai tertinggi dan terendah pada tiap kelas untuk selanjutnya akan diramalkan, sedangkan produk atau golongan lainnya akan secara otomatis memiliki hasil prediksi yang sesuai karena batas kendali atas dan bawah telah didapatkan.

Selanjutnya akan dilakukan uji normalitas data menggunakan aplikasi pendukung yaitu *Minitab*, uji normalitas yang dilakukan pada aplikasi ini bertujuan untuk menentukan data yang diperoleh berasal dari populasi yang berdistribusi normal atau tidak [10].

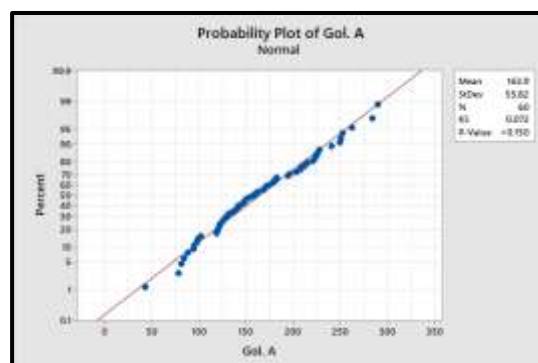
Interpretasi hasil dari uji normalitas adalah sebagai berikut:

- Jika nilai *p.value* > 0,05 atau 0,01 maka data berdistribusi normal.
- Jika nilai *p.value* < 0,05 atau 0,01 maka data tidak berdistribusi normal.
- Apabila menggunakan nilai *p.value* 0,01, maka nilai *p.value* pada kedua variabel dinyatakan berdistribusi normal.

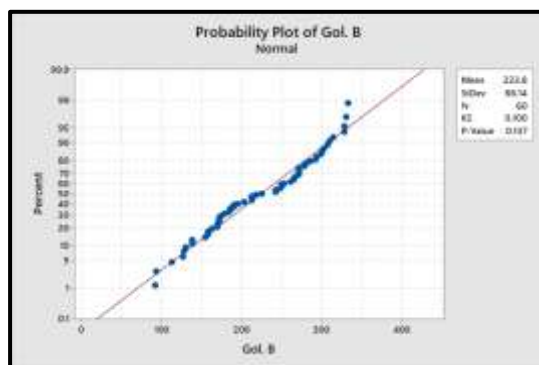
Berikut hasil dari uji normalitas menggunakan aplikasi pendukung *Minitab*:



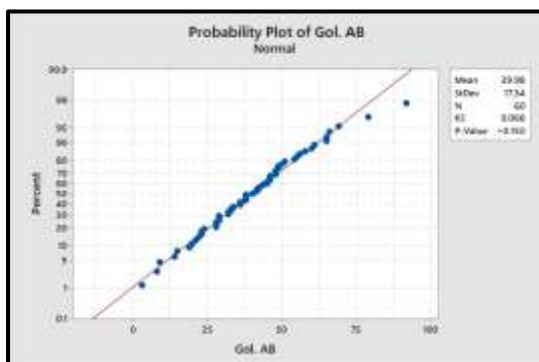
Gambar 1. Hasil Uji Normalitas Golongan darah O Menggunakan Aplikasi *Minitab*



Gambar 2. Hasil Uji Normalitas Golongan darah A Menggunakan Aplikasi *Minitab*



Gambar 3. Hasil Uji Normalitas Golongan darah B Menggunakan Aplikasi *Minitab*



Gambar 4. Hasil Uji Normalitas Golongan darah AB Menggunakan Aplikasi *Minitab*

Hasil uji normalitas yang didapat menunjukkan nilai probabilitas (*p.value*) pada golongan darah O adalah > 0,091, pada golongan darah A adalah >0,150, pada golongan darah B adalah >0,137, dan pada golongan darah AB adalah >0,150 yang dimana seluruh data mempunyai *p.value* >0,05 dan dapat dikatakan data yang dimiliki peneliti berdistribusi normal dan data dapat diolah pada tahap selanjutnya.

Data yang berdistribusi normal tersebut kemudian dibagi menjadi 2 data *training* dan *testing* dengan perbandingan 80:20 yang dapat dilihat pada tabel dibawah:

Tabel 2. Pembagian data *Training* dan *Testing*

Gol. Darah	Total Data	Training	Testing
O	60	48	12
A	60	48	12
B	60	48	12
AB	60	48	12

Pembagian data ini bertujuan untuk membuat parameter peramalan yang optimal, data *training* akan digunakan dalam percobaan penentuan parameter dan menjadi rekam data (*tune result*) pengolahan dengan metode yang sama, sedangkan data *testing* akan digunakan untuk menguji *tune result* yang bertujuan untuk memperoleh model terbaik.

Berikut hasil penentuan parameter (*tune result*) dari data *training* dan *testing* menggunakan aplikasi pendukung *Rstudio*:

Tabel 3. Model dan Parameter Tiap Golongan Darah

Golongan Darah	Tipe Kernel	Parameter			Best Performance
		Epsilon	Cost	Gamma	
O	RBF	0,2	16	0,25	1,826035
A	RBF	0	0,25	0,5	2,186494
B	RBF	0,4	2	0,5	1,426717
AB	RBF	1	4	0,25	1,25182

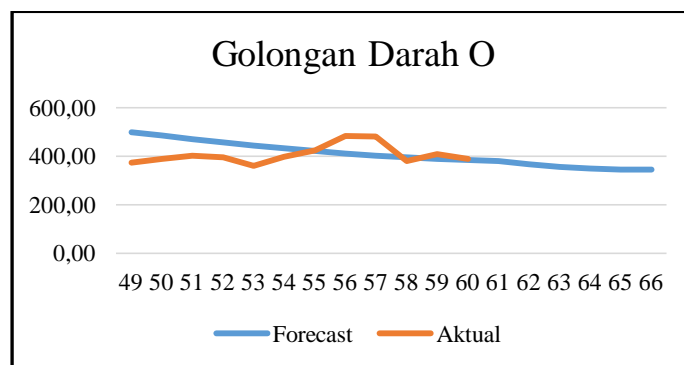
Hasil yang disajikan pada tabel 3. dengan tipe kernel *Radial Basic Function* menunjukkan parameter *best performance* atau *error* terkecil dari tiap-tiap golongan darah. Parameter *best performance* terbaik didapat dari percobaan berulang terhadap parameter *cost* dan parameter *gamma*, penentuan parameter pada fungsi kernel akan dipengaruhi oleh nilai *cost* dan *gamma* [11]. Parameter C (*Cost*) dipilih untuk mengontrol *trade off* antara margin *error* klasifikasi *slack variabel*, nilai C yang besar berarti akan memberikan pinalti yang lebih besar terhadap *error* klasifikasi tersebut dan nilai C yang kecil maka akan berlaku sebaliknya [12].

Selanjutnya adalah tahap peramalan dengan *memory* dari *tune result* yang didapat dari uji parameter pada data *training* dan *testing* dengan metode *Support Vector Machine* dengan tipe kernel *Radial basic Function* yang telah dilakukan. Berikut adalah data hasil peramalan yang telah didapatkan pada tiap-tiap golongan darah:

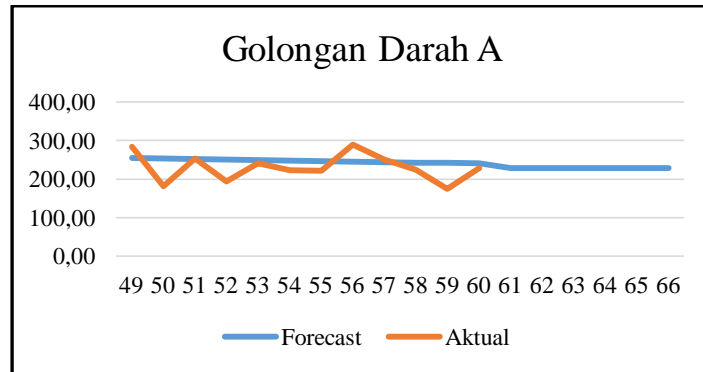
Tabel 4. Hasil Peramalan Tiap-Tiap Golongan Darah

Periode	Golongan Darah			
	O	A	B	AB
Jan-22	381	229	313	62
Feb-22	367	229	310	62
Mar-22	356	229	308	62
Apr-22	349	230	306	61
May-22	346	230	306	60
Jun-22	346	229	307	59

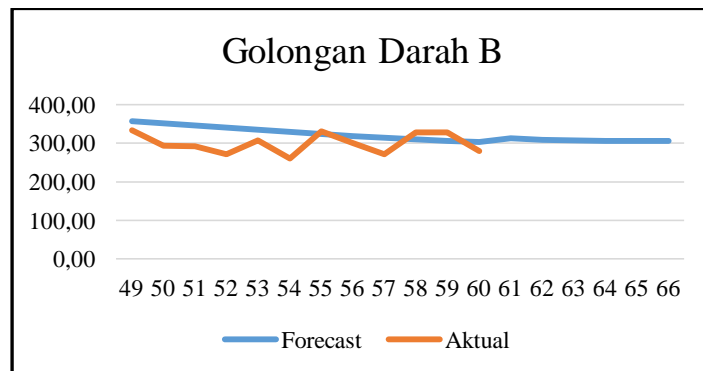
Hasil dari peramalan yang telah peneliti lakukan adalah menggunakan jangka waktu pendek, yaitu prediksi yang dilakukan dalam beberapa hari, minggu, atau bulan kedepan [13]. Pada penelitian ini peramalan dilakukan untuk periode 6 bulan kedepan yang berguna untuk mencegah timbulnya nilai *error* yang tinggi ketika prediksi dilakukan dengan periode yang lebih panjang. Berikut merupakan diagram hasil perbandingan nilai prediksi dengan data aktual untuk tiap-tiap golongan darah:



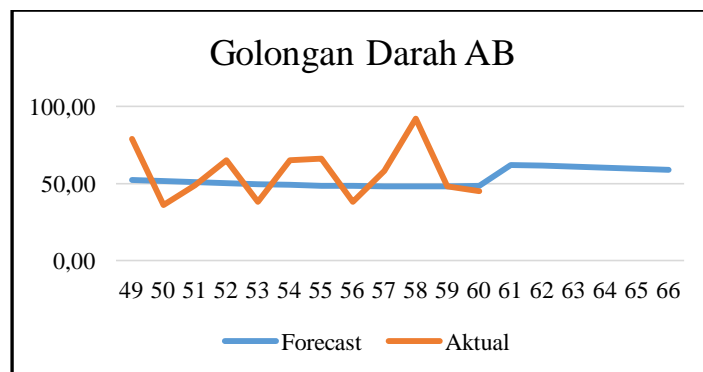
Gambar 5. Hasil Peramalan Golongan Darah O



Gambar 6. Hasil Peramalan Golongan Darah A



Gambar 7. Hasil Peramalan Golongan Darah B



Gambar 8. Hasil Peramalan Golongan Darah AB

Ketika hasil peramalan didapat maka selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai *error* menggunakan perhitungan *Mean Squate Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. MSE adalah metode pendekatan alternatif yang sangat disukai suatu prediksi dalam menentukan nilai *error*, karena MSE memberikan hasil kesalahan atau *error* yang sangat besar. MSE dihitung dengan menjumlahkan kuadrat semua kesalahan prediksi pada setiap periode dan membaginya dengan jumlah periode prediksi [4]. Berikut rumus dan perhitungan matematis nilai *error* menggunakan metode MSE pada golongan darah O pada data *testing*:

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - f_t)^2}{n} \quad (1)$$

$$MSE = \frac{(374-500)^2 + (388-486)^2 + \dots + (389-384)^2}{12}$$

$$MSE = \frac{15.876 + 9.604 + \dots + 25}{12}$$

$$MSE = 4.534,67$$

Pada nilai MAPE adalah metode pengukuran kesalahan atau *error* yang relatif, karena MAPE menjabarkan persentase kesalahan hasil prediksi terhadap data aktual selama periode tertentu yang akan memberikan

informasi persentase kesalahan terlalu tinggi atau terlalu rendah [4]. Berikut juga rumus dan perhitungan matematis nilai *error* menggunakan metode MAPE pada golongan darah O pada data *testing*:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{st-ft}{xt} \right|}{n} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{MAPE} = \frac{\left| \frac{(374-500)}{374} + \frac{(388-486)}{388} + \dots + \frac{(389-384)}{389} \right|}{12} \times 100\%$$

$$\text{MAPE} = 0,1380 \times 100\%$$

$$\text{MAPE} = 13,8\% \text{ atau } 14\%$$

Berikut akan ditampilkan hasil perhitungan MSE dan MAPE pada tiap-tiap golongan darah:

Tabel 5. Hasil Perhitungan MSE dan MAPE

Golongan Darah	MAPE <i>Testing</i>	MSE <i>Testing</i>
Golongan Darah O	14%	4.534,67
Golongan Darah A	15%	1.477,08
Golongan Darah B	13%	1.732,33
Golongan Darah AB	24%	321,50

Pada tabel 5 telah dilampirkan hasil dari MSE dan MAPE pada data *testing* dari tiap-tiap golongan darah. Secara keseluruhan nilai *error* yang didapatkan untuk peramalan golongan darah dikatakan memiliki model peramalan baik karena nilai *error* berada diantara nilai 10%-20%, hanya pada golongan darah AB model peramalan memiliki nilai wajar karena nilai *error* berada diantara nilai 21%-50%. Nilai *error* pada suatu peramalan yang dinilai menggunakan MAPE menjelaskan hasil prediksi dikatakan baik apabila nilai persentase semakin kecil dan begitu pula sebaliknya.

VII. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian ini didapatkan nilai prediksi yang memiliki nilai *error* yang cenderung baik, hal ini memungkinkan hasil prediksi dapat dijadikan acuan untuk implementasi pada permintaan darah di tiap golongan darah untuk periode selanjutnya. Namun, dengan prediksi yang telah didapat tidak dapat juga menjadi acuan pasti karena masih memiliki nilai *error* yang menjadi batasan pada mode peramalan apapun, oleh karena itu pihak-pihak yang terkait dan juga peneliti akan melakukan pendekatan lanjutan guna meminimalisir nilai *error* yang terjadi.

Banyak faktor pula yang diharapkan pada penelitian selanjutnya untuk dilakukan meliputi, pada pembacaan pola data kali ini peneliti hanya melakukan pembacaan secara visual, diharapkan pada penelitian selanjutnya terdapat perhitungan matematis agar pola data dapat terbaca dengan jelas dan dapat dijabarkan secara matematis. Hal ini kedepannya akan berdampak pada tipe algoritma yang akan digunakan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih peneliti sampaikan kepada pihak-pihak terkait yang membantu penyelesaian penelitian ini. Ucapan terimakasih peneliti sampaikan kepada UTD PMI yang telah membantu penelitian ini dalam pengumpulan data dan masukan serta koreksi terhadap penelitian ini. Terimakasih kepada pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu-persatu, ucapan syukur peneliti ucapkan karena telah memberikan masukan yang membangun serta pandangan yang berbeda terhadap penelitian kali ini.

Peneliti sadar tanpa adanya bantuan dari seluruh pihak terkait penelitian ini tidak dapat terselesaikan.

REFERENSI

- [1] M. Burrakhman, I. F. Astuti, and D. M. Khairina, "Rancang Bangun Sistem Informasi Donor Darah Berbasis Web (Studi Kasus : Unit Kegiatan Mahasiswa Korps Sukarela Universitas Mulawarman)," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 1, p. 55, 2016, doi: 10.30872/jim.v11i1.205.
- [2] S. E. Sari, "Gambaran Pengetahuan, Sikap, Dan Tindakan Donor Darah Pada Mahasiswa Fakultas Kedokteran Universitas Tanjungpura Pontianak," vol. 1, pp. 81–109, 2013.
- [3] A. Oktari and N. D. Silvia, "Pemeriksaan Golongan Darah Sistem ABO Metode Slide dengan Reagen

- Serum Golongan Darah A , B , O,” *J. Teknol. Lab.*, vol. 5, no. 2, pp. 49–54, 2016, [Online]. Available: <https://teknolabjournal.com/index.php/Jtl/article/view/78>.
- [4] N. L. A. K. Yuniastari and I. W. W. Wirawan, “Peramalan Permintaan Produk Perak Menggunakan Metode Simple Moving Average Dan Single Exponential Smoothing,” *Sist. dan Inform. STIKOM Bali*, vol. 9, no. 1, pp. 97–106, 2014.
- [5] R. Rahmadayanti, B. Susilo, and D. Puspitaningrum, “Perbandingan Keakuratan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) dan Exponential Smoothing pada Peramalan Penjualan Semen di PT Sinar Abadi,” *J. Rekursif*, vol. 3, no. 1, pp. 23–36, 2015.
- [6] Y. Radhika and M. Shashi, “Atmospheric Temperature Prediction using Support Vector Machines,” *Int. J. Comput. Theory Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 55–58, 2009, doi: 10.7763/ijcte.2009.v1.9.
- [7] Wulandari, Retno Tri. 2017. “*Data Mining Teori dan Aplikasi Rapidminer*”. Yogyakarta: Gava Media.
- [8] H. Yasin, A. Prahutama, and T. W. Utami, “PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR REGRESSION DENGAN ALGORITMA GRID SEARCH,” *Media Stat.*, vol. 7, no. 1, pp. 29–35, 2014.
- [9] H. Leidiyana, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor,” *J. Penelit. Ilmu Komputer, Syst. Embed. Log.*, vol. 1, no. 1, pp. 65–76, 2013.
- [10] L. Herawati, *Uji Normalitas Data Kesehatan Menggunakan SPSS*. 2016.
- [11] K. J. Kim, “Financial time series forecasting using support vector machines,” *Neurocomputing*, vol. 55, no. 1–2, pp. 307–319, 2003, doi: 10.1016/S0925-2312(03)00372-2.
- [12] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, and D. Handoko, “Application of Support Vector Machine in Bioinformatics,” *Proc. 2011 Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2011*, pp. 842–847, 2003, doi: 10.1109/CCDC.2011.5968300.
- [13] D. C. Montgomery, C. L. Jennings, and M. Kulahci, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: A John Wiley & Sons, Inc., Publication, 2008.