

Penerapan Artificial Neural Network dan Rule Based Classifier untuk Mengklasifikasikan Pendonor Darah Potensial pada Sistem Broadcast Pendonor

Widya Arditanti
Program Studi Informatika,
Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Kristen Petra
Jl. Siwalankerto 121 – 131
Surabaya 60236
Telp. (031) – 2983455,
Fax. (031) - 8417658
Email:
itswidyahere@gmail.com

Andreas Handojo
Program Studi Informatika,
Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Kristen Petra
Jl. Siwalankerto 121 – 131
Surabaya 60236
Telp. (031) – 2983455,
Fax. (031) - 8417658
Email:
handojo@petra.ac.id

Tanti Octavia
Program Studi Industri,
Fakultas Teknologi Industri,
Universitas Kristen Petra
Jl. Siwalankerto 121 – 131
Surabaya 60236
Telp. (031) – 2983455,
Fax. (031) - 8417658
Email:
tanti@petra.ac.id

ABSTRAK

Salah satu tugas dari UTD PMI Surabaya adalah menyediakan darah yang aman dan berkualitas ketika darah dibutuhkan secara darurat. Ketersediaan darah di UTD PMI Surabaya dapat bersifat tidak tetap, karena bergantung dengan jumlah pendonor yang naik turun dan waktu simpan darah yang tidak lama. Oleh karena itu, UTD PMI Surabaya butuh sebuah sistem untuk mengundang pendonor potensial untuk memenuhi kebutuhan darah ketika dibutuhkan secara darurat, dengan meminimalisir darah yang terbuang sia-sia.

Model pengklasifikasian dan pembuatan sistem rekomendasi akan menghasilkan list yang berisi pendonor yang sudah diurutkan berdasarkan prioritas. Pengujian dilakukan dengan membagi data sesuai dengan kondisi lingkungan pengambilan data (sebelum pandemi, saat pandemi dan gabungan dari sebelum dan saat pandemi COVID-19). Nilai MRR tertinggi didapatkan dari model ANN yang dibuat dari data gabungan 90% hasil klasifikasi menggunakan RBC dan fake data. Nilai akurasi yang didapatkan dari model sebesar 91.13% untuk training dan 91.83% untuk testing. Nilai MRR yang dihasilkan sebesar 8.07×10^{-4} .

Kata Kunci: Artificial Neural Network, Rule Based Classifier, Sistem Rekomendasi, Donor Darah

ABSTRACT

One of UTD PMI Surabaya's task is to provide safe and quality blood when blood is needed in an emergency. The availability of blood at UTD PMI Surabaya can be erratic, because it depends on the number of donors that fluctuates and the storage time of blood is not long. Therefore, UTD PMI Surabaya needs a system to invite potential donors to meet blood needs when needed in an emergency, by minimizing blood wasted.

The classification model and the creation of a recommendation system will produce a list containing donors who have been sorted by priority. Testing was carried out by dividing the data according to the conditions of the data collection environment (before the pandemic, during the pandemic and a combination of before and during the COVID-19 pandemic). The highest MRR value was obtained from the ANN model made from a combined data of 90% classification results using RBC and fake data. The accuracy value obtained from the model is 91.13% for training and 91.83% for testing. The resulting MRR value is 8.07×10^{-4} .

Keywords: Artificial Neural Network, Rule Based Classifier, Recommendation System, Blood Donors.

1. PENDAHULUAN

Donor darah adalah proses pemberian darah secara sukarela untuk maksud dan tujuan transfuse darah bagi orang lain yang membutuhkan [8]. Rata-rata orang boleh melakukan donor darah setiap 3-4 bulan sekali dan maksimal 5 kali dalam setahun. Palang Merah Indonesia juga setuju dan mengatakan bahwa donor darah sebaiknya dilakukan rutin minimal tiga bulan sekali [4]. Namun pada kenyataannya, setiap orang memiliki pola donor yang berbeda-beda, ada yang rutin dan ada yang tidak. Oleh karena itu penting untuk membedakan apakah pendonor merupakan pendonor yang aktif maupun pasif.

Dengan naik turunnya jumlah pendonor, hal ini dapat menyebabkan persediaan darah sering bersifat tidak tetap. Ketika dibutuhkan secara darurat maupun persediaan sudah mulai menipis, penting bagi UTD PMI Surabaya memiliki sebuah sistem yang dapat membantu mereka kembali memenuhi target minimal stoknya. Untuk dapat memastikan bahwa kebutuhan darah dapat terpenuhi dan tidak berlebih, akan lebih baik jika sistem dapat memberikan rekomendasi pendonor yang sudah diprioritaskan.

Terdapat beberapa penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya. Metode yang digunakan pada penelitian-penelitian tersebut adalah algoritma *neural network* dan *decision tree* [1], algoritma *k-nearest neighbors* dan *logistic regression* [6] serta algoritma *naive bayes*, *k-nearest neighbors* dan *decision tree* C4.5 [11]. Dari penelitian-penelitian tersebut, didapatkan bahwa algoritma *neural network* memiliki nilai akurasi, presisi dan *recall* lebih baik untuk melakukan klasifikasi dibandingkan algoritma yang lain. Tetapi penelitian-penelitian tersebut hanya mengklasifikasi pendonor apakah pendonor tersebut dapat melakukan donor darah berdasarkan survey maupun keadaan fisik, seperti umur, berat badan, HB (hemoglobin), tensi dan lain-lain

2. DASAR TEORI

2.1. Unit Transfusi Darah PMI Kota Surabaya

Unit Transfusi Darah (UTD) PMI Kota Surabaya di bawah kepengurusan PMI Kota Surabaya. Beralamat di Jalan Embong Ploso nomor 7 - 15 Surabaya, dibawah kepemimpinan dr. Hj Budi Arifah, melayani masyarakat Surabaya khususnya Jawa Timur pada umumnya dan tempat lainnya selain Propinsi Jawa Timur.

UTD PMI Kota Surabaya mempunyai tugas untuk (1) melakukan perencanaan kebutuhan darah, (2) Penyediaan darah yang aman dan berkualitas, (3) Melakukan pembinaan dan pemantauan kualitas produk darah dan pelayanan darah (4) Melakukan pengembangan dan penelitian, (5) Melakukan pendidikan dan pelatihan serta (6) menjadi koordinator jejaring[9].

2.2. Darah

Secara umum darah memiliki 4 golongan yaitu: golongan darah A dimana golongan darah A mempunyai antigen A dan anti-B, golongan darah B yaitu golongan darah yang memiliki antigen B dan anti -A, golongan darah O golongan darah yang memiliki antibodi tetapi tidak memiliki antigen, dan golongan darah AB golongan darah yang memiliki antigen tetapi tidak memiliki *antibody*[2, 5].

Jenis penggolongan darah lain yang cukup dikenal dengan memanfaatkan faktor Rhesus atau faktor Rh. Nama ini diperoleh dari monyet jenis Rhesus yang diketahui memiliki faktor ini pada tahun 1940 oleh Karl Landsteiner. Seseorang yang tidak memiliki faktor Rh di permukaan sel darah merahnya memiliki golongan darah Rh-. Mereka yang memiliki faktor Rh pada permukaan sel darah merahnya disebut memiliki jenis darah Rh+[7].

2.3. Kegiatan Donor Darah

Kegiatan donor darah merupakan salah satu kegiatan proses pemindahan darah dari seorang pendonor kepada orang yang kekurangan darah yang prosesnya dilakukan oleh pihak yang berwenang melakukan proses pengolahan darah seperti Unit Transfusi Darah (UTD) dibawah naungan Palang Merah Indonesia (PMI)[3]. Dalam kegiatan ini, terdapat syarat-syarat tertentu yang harus dipenuhi untuk dapat melakukan kegiatan donor darah. Pengecekan terpenuhinya syarat-syarat pendonor juga menjadi salah satu tugas dari UTD PMI.

Menurut UTD PMI Kota Surabaya, seseorang dapat mendonorkan darahnya setelah 60 hari donor darah terakhir dilakukan. Oleh karena itu, jika dilihat dalam satu tahun, seseorang dapat melakukan donor darah maksimal 6 kali.

2.4. Artificial Neural Network (ANN)

Artificial neural network adalah sebuah struktur dari unit yang saling berhubungan dari banyak neuron. Setiap neuron pada *network* (jaringan) dapat menerima signal *input*, untuk memproses mereka, dan mengirimkan signal *output*[13]. Sebuah *artificial neural network* (atau *simple neural network*) terdiri dari sebuah neuron yang berperan sebagai *input layer* (atau *node*, unit), satu atau dua (atau bahkan tiga) neuron yang berperan sebagai *hidden layers* dan sebuah neuron *output* pada *layer* terakhir[12].

2.5. Rule Based Classifier (RBC)

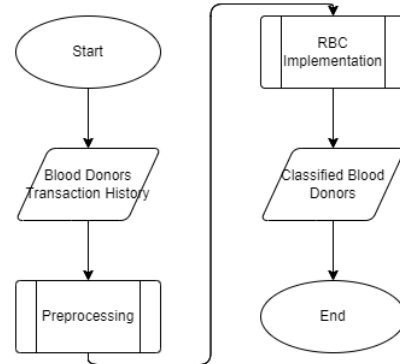
Rule-Based Classifier adalah jenis lain dari teknik pengklasifikasian, dimana menentukan kelas dengan menggunakan berbagai aturan “*if.. else ..*”.Aturan-aturan ini mudah ditafsirkan dan dengan demikian pengklasifikasian ini umumnya digunakan untuk menghasilkan model deskriptif. Kondisi “*if*” disebut sebagai kondisi/klausa dan kelas prediksi dari setiap aturan disebut konsekuensi[10].

3. DESAIN SISTEM

3.1. Desain Flowchart Rule Based Classifier

Algoritma RBC digunakan untuk mengklasifikasi jenis pendonor berdasarkan *rule* yang telah didiskusikan dengan *user*. Penerapan RBC diawali dengan menggunakan data *history* transaksi donor

sebagai *input*. Data ini akan memasuki proses *preprocessing* untuk mengubah data menjadi parameter-parameter untuk diterapkannya klasifikasi menggunakan *rule* menggunakan RBC. Setelah data ditransformasi di proses *preprocessing*, data akan dimasukkan ke proses implementasi RBC untuk menghasilkan daftar pendonor yang sudah terklasifikasi. *Flowchart* garis besar penerapan RBC dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart RBC.

Parameter yang digunakan untuk klasifikasi menggunakan RBC adalah:

1. *Recency*: *Recency* merupakan rata-rata jumlah hari tanggal transaksi donor darah ke-n terakhir dengan tanggal transaksi donor terakhir yang dilakukan oleh pendonor selama periode observasi. Semakin rendah nilai *recency*, maka semakin baru pendonor melakukan donor darah, dan kemungkinan untuk donor kembali lebih tinggi. Pada sistem ini, terdapat 2 jenis *recency* yang digunakan, yaitu *recency*(1) dan *recency*(3). *Recency*(1) digunakan untuk melihat berapa lama sejak donor terakhir dilakukan oleh pendonor dari tanggal akhir periode observasi dilakukan, sedangkan *recency*(3) digunakan sesuai permintaan *user* bahwa pendonor aktif minimal melakukan donor minimal 3 kali dalam setahun.
2. *Frequency*: *Frequency* merupakan jumlah pendonor melakukan donor darah selama periode observasi. Melalui *frequency* dapat dilihat seberapa banyak pendonor melakukan donor darah selama periode observasi. Semakin tinggi nilai *frequency*, maka semakin sering pendonor melakukan donor darah.
3. *Interval Mean*: *Interval Mean* merupakan rata-rata dari interval hari antara donor darah dilakukan. Melalui *interval mean*, dapat dilihat seberapa lama jeda dari pendonor melakukan donor. Semakin tinggi nilai interval, maka semakin jauh jeda antara kegiatan donor dilakukan.

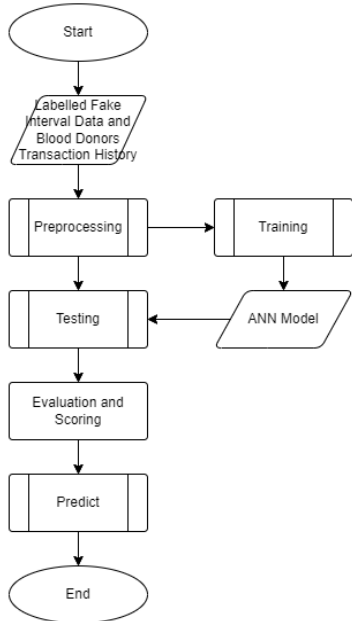
Rule untuk pengklasifikasian jenis pendonor menggunakan RBC dibuat berdasarkan permintaan dari *user* (pihak UTD PMI Surabaya). *Rule* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Rule Klasifikasi Jenis Pendoron pada RBC

Recency (1)	Recency (3)	Frequency	Interval Mean	Category
<=100 hari	<=182 hari	>= 3 kali	<= 120 hari	1
<=182 hari	<=365 hari	>= 1 kali	<= 182 hari	2
<=182 hari		>= 1 kali	> 182 hari	3
<=365 hari		>= 1 kali	> 182 hari	4
>365 hari		>= 1 kali	> 182 hari	5

3.2. Desain Flowchart Artificial Neural Network

Algoritma ANN digunakan untuk menjadi pembanding dari algoritma RBC. Klasifikasi ANN diawali dengan menggunakan data interval donor tiruan yang sudah dilabeli dan data history transaksi donor darah sebagai *input*. Data tiruan dibuat semirip mungkin dengan *rule* klasifikasi jenis pendonor yang ada pada RBC. Data tiruan akan masuk ke tahap *preprocessing*, dimana data akan dibagi menjadi 2 bagian, yaitu *training data* dan *testing data*, dengan perbandingan 80% : 20%. *Training data* akan digunakan pada proses *training*, sedangkan *testing data* akan digunakan pada proses *testing*. Hasil dari proses *training* adalah sebuah model ANN. Model ini nantinya akan dievaluasi pada proses *testing* menggunakan *testing data*. Setelah menemukan model dengan nilai *accuracy* terbaik, model tersebut akan digunakan untuk memprediksi kelas pendonor menggunakan data asli / data history donor darah yang sudah ditransform sesuai bentuk input model. *Flowchart* garis besar klasifikasi jenis pendonor menggunakan ANN dapat dilihat pada Gambar 2.

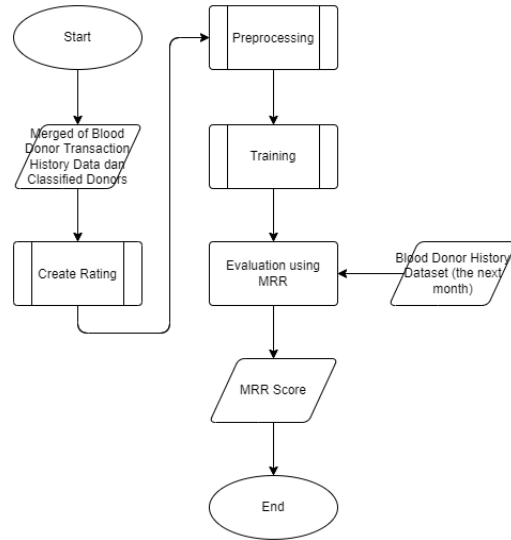


Gambar 2. Flowchart ANN.

3.3. Desain Flowchart Alternating Least Square

Alternating Least Square atau ALS merupakan sebuah algoritma yang dapat digunakan untuk membuat sistem rekomendasi. Dalam

penerapan ALS di sistem ini, diawali dengan menambahkan parameter *rating* pada data hasil klasifikasi jenis pendonor (baik dari ANN maupun dari RBC). Sebelum ALS diterapkan, data tersebut akan melalui tahap *preprocessing*. Proses selanjutnya dari *preprocessing* adalah tahapan *training*, dimana pada proses ini model ALS akan dibentuk. Setelah ALS diterapkan dan model terbentuk, model tersebut dievaluasi dengan menggunakan MRR dengan cara membandingkan hasil rekomendasi dengan menggunakan dataset bulan selanjutnya. *Flowchart* untuk proses ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart ALS.

4. ANALISA DAN PENGUJIAN SISTEM

Pengujian klasifikasi jenis pendonor dilakukan dengan membandingkan nilai MRR (*Mean Reciprocal Rank*). Nilai MRR didapatkan setelah membandingkan hasil rekomendasi pendonor dengan data transaksi donor pada bulan akhir. Dalam penerapan ke sistem, akan dipilih algoritma yang memiliki nilai MRR terbaik. Pengujian dilakukan dengan menggunakan GPU Google Colab Pro dengan RAM sebesar 27 GB.

4.1. Data Pengujian

Data yang digunakan untuk pengujian adalah data transaksi donor pada tahun 2015 hingga 2021 dari UTD PMI Surabaya. Data terdiri dari kolom nomor donor, nama, golongan darah, umur, dan jenis kelamin pendonor, tanggal donor, tempat dan jenis kantong donor dilakukan. Dari data transaksi yang ada, diambil hanya transaksi darah *whole blood* saja.

Data transaksi donor ini dibagi menjadi 3 bagian berdasarkan waktu. Hal ini disebabkan karena adanya penyebaran coronavirus (COVID-19) yang mulai masuk ke Indonesia dari awal tahun 2020.

Nilai MRR didapatkan dengan menggunakan perhitungan antara hasil rekomendasi dengan *history* donor pada bulan berikutnya. Seperti contoh, jika menggunakan data sebelum pandemic COVID19 (Tahun 2015 - 2019), maka bulan berikutnya (history transaksi bulan januari 2020) akan digunakan untuk dibandingkan dengan hasil rekomendasi yang didapat dari tahun 2015 - 2019, sehingga didapatkan nilai MRR.

4.2. Pembuatan Rating

Rekomendasi pendonor menggunakan ALS membutuhkan nilai rating untuk setiap pendonor. Rating pendonor dibuat berdasarkan

permintaan *user*, seperti contoh pendonor pria lebih diutamakan dibanding pendonor wanita dan pendonor yang tidak lebih dari 65 tahun lebih diutamakan (umur 17 - 64). Permintaan user tidak mengandung bobot yang pasti, sehingga masih dibutuhkan parameter tuning dalam pembuatan rating.

Terdapat empat jenis konfigurasi pengukuran rating yang diuji, dengan penggunaan parameter: (1) Kategori jenis kelamin, (2) Kategori Umur, (3) Lokasi dan (4) Prediksi donor. Untuk menentukan konfigurasi yang terbaik, keempat konfigurasi ini dibandingkan untuk setiap pengujian algoritma yang ada.

Data yang digunakan dalam pembuatan model prediksi diambil dari sampling yang terdiri dari gabungan 3 jenis data yang ada. Penggabungan data ini dilakukan sehingga model yang terbentuk lebih fleksible saat penerapan nantinya. Parameter yang digunakan untuk pembuatan *rating* dapat dilihat pada Tabel 2. Sedangkan *rule* penggunaan *rating* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 2. Penjelasan Parameter Rating.

Parameter	Bobot	Keterangan
Category	Hasil prediksi jenis pendonor	Hasil klasifikasi jenis pendonor pada algoritma sebelumnya.
Jenis Kelamin (JKCat)	Pria: 1 Wanita: 0	Pria lebih diutamakan dibanding wanita
Umur (AgeCat)	< 65 Tahun: 3 >= 65 Tahun: 0	Pendonor yang sudah berumur 65 atau lebih disarankan untuk tidak donor darah
Lokasi (Loc)	Seberapa sering pendonor melakukan donor darah di UTD PMI Surabaya	Ketika dibutuhkan secara darurat, kegiatan donor darah pasti dilakukan di UTD PMI Surabaya.
Prediksi (Calon)	Diprediksi donor: 3 Diprediksi tidak donor: 1	Pendonor yang diprediksi akan donor akan lebih diutamakan dibanding yang diprediksi tidak donor

Tabel 3. Rule Rating.

Nomor Rule	Rule
1	$((6 - \text{Category}) * \text{Loc}) + \text{JKCat} + \text{AgeCat}$
2	$((6 - \text{Category}) + \text{JKCat} + \text{AgeCat}) * \text{Loc}$
3	$((6 - \text{Category}) * \text{Loc} * \text{Calon}) + \text{JKCat} + \text{AgeCat}$
4	$((6 - \text{Category}) + \text{Calon} + \text{JKCat} + \text{AgeCat}) * \text{Loc}$

4.3. Pengujian RBC dan ALS

Pengujian RBC dilakukan dengan mencari nilai MRR terbaik untuk parameter-parameter yang sudah dijelaskan sebelumnya. Perhitungan rata-rata MRR dilakukan untuk menentukan *rule rating* yang paling cocok dengan penerapan RBC untuk klasifikasi jenis pendonor. Perhitungan rata-rata ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Rata-rata Hasil Pengujian RBC.

Rule Rating	MRR	Lama Waktu
1	7.32×10^{-4}	99s
2	3.84×10^{-4}	105s
3	5.37×10^{-4}	132s
4	4.39×10^{-4}	130s

Dari table diatas, dapat dilihat bahwa *rule rating* 1 menghasilkan nilai MRR tertinggi dan lama waktu tercepat dibanding penerapan *rule rating* lainnya.

Pengklasifikasian jenis pendonor menggunakan RBC menggunakan parameter seperti *recency*, *frequency* dan *interval mean*. Satu-satunya parameter yang dapat digunakan untuk melihat interval donor darah pendonor hanya dari parameter *interval mean* saja. Parameter ini menghitung nilai dengan mencari rata-rata setiap interval antara transaksi donor yang dilakukan pendonor. Hal ini dapat menyebabkan nilai yang dihasilkan kurang akurat, seperti contoh ketika ada pendonor yang mendonorkan darah dengan interval 3 bulan, donor selanjutnya berinterval 1 tahun dan kembali lagi ke interval 3 bulan untuk donor selanjutnya ($\text{interval mean} = (3 + 12 + 3) / 3 = 6$ bulan) akan memiliki interval mean yang sama dengan pendonor yang mendonorkan darahnya rutin setiap 6 bulan. Seharusnya kategori pendonor pertama lebih tinggi ketika dia sudah rutin kembali donor setiap 3 bulan sekali.

4.4. Pengujian ANN dan ALS

Pengujian ANN dalam mengklasifikasikan jenis pendonor juga dilakukan dengan melihat nilai MRR dari ALS. Untuk mencari model yang terbaik, dilakukan pengujian parameter dalam pembentukan mode, antara lain *layers configuration*, jumlah *epoch* dan *activation function*. Berdasarkan hasil pengujian, model terbaik ada pada penggunaan 2 dense layer yang terdiri dari 1024 *nodes* untuk layer pertama dan 1024 *nodes* untuk layer kedua. Jumlah *epoch* yang digunakan untuk model ini sebanyak 10 dan *activation function* yang digunakan adalah *sigmoid*. Model ini berhasil menghasilkan nilai 98.90% pada *training accuracy* dan nilai 99.20% pada *testing accuracy*. Lama waktu yang dibutuhkan untuk melakukan *training* model ini adalah 3 detik.

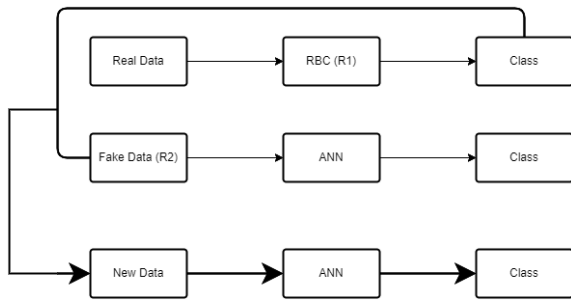
Untuk mencari *rule rating* terbaik, dilakukan pula perhitungan rata-rata MRR untuk setiap *rule* yang ada. Hasil perhitungan rata-rata MRR dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Rata-rata Hasil Pengujian ANN.

Rule Rating	MRR	Lama Waktu
1	2.86×10^{-4}	82s
2	3.34×10^{-4}	78s
3	6.66×10^{-4}	113s
4	3.51×10^{-4}	108s

Dari tabel diatas, dapat dilihat bahwa *rule rating* 3 menghasilkan nilai MRR tertinggi dan lama waktu tercepat dibanding penerapan *rule rating* lainnya.

Berbeda dengan pengklasifikasian jenis pendonor menggunakan RBC, pembuatan model ANN untuk mengklasifikasikan jenis pendonor lebih fokus dalam mengidentifikasi interval donor setiap pendonor. Hal ini menyebabkan data tiruan yang dibuat berdasarkan *rule* yang sama dengan *rule* klasifikasi pada RBC, tidak 100% sama dengan *rule* aslinya. Dengan menggunakan ANN sebagai metode klasifikasi jenis pendonor, pendonor baru yang donor 2 kali selama 6 bulan terakhir bisa jadi memiliki kategori yang tinggi, sedangkan apabila menggunakan RBC, pendonor harus donor minimal 3 kali selama 1 tahun terakhir. Oleh karena itu, dilakukan pengujian apabila pendonor yang sudah terklasifikasi dengan menggunakan RBC digabung dengan data pembuatan model ANN. Ilustrasi penggabungan data ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Ilustrasi Gabungan Data ANN dan RBC.

4.5. Pengujian ANN dengan Tambahan Data dan ALS

Sama seperti algoritma-algoritma sebelumnya, pengujian ini juga dilakukan dengan mencari nilai MRR tertinggi. Setelah dihitung untuk setiap persentase tambahan data, *rule rating* 3 selalu menghasilkan nilai tertinggi dibandingkan *rule rating* lainnya. Berdasarkan hasil pengujian perbandingan persentase data tambahan dan *rule rating*, nilai MRR tertinggi didapatkan dari penambahan 90% data hasil klasifikasi RBC ke data tiruan dan penggunaan *rule rating* ketiga. Nilai MRR yang didapatkan dari model ini adalah sebesar 8.07×10^{-4} .

4.6. Perbandingan Hasil Algoritma

Bagian ini untuk membandingkan algoritma-algoritma yang ada dan mencari algoritma terbaik. Perbandingan hasil MRR terbaik untuk setiap algoritma dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Perbandingan Hasil Algoritma.

Algoritma	Rating Rule	Rata-rata MRR	Lama Waktu
RBC	1	7.32×10^{-4}	99s
ANN	3	6.66×10^{-4}	113s
ANN + RBC	3	8.07×10^{-4}	97s

Dari table diatas, dapat dilihat bahwa algoritma ANN dengan tambahan data 90% dapat menghasilkan nilai MRR tertinggi dibandingkan algoritma lainnya. Tidak hanya nilai MRR, waktu yang dibutuhkan juga paling sedikit dibandingkan pengujian yang lain.

4.7. Analisa Hasil Pengujian

Pada bagian ini akan dibahas mengenai analisa pengaruh data yang dapat menyebabkan naik dan turunnya nilai MRR. Berikut beberapa alasan mengapa dari data yang ada, tidak dapat dihasilkan nilai MRR yang tinggi:

1. Terdapat banyak pendonor setiap tahunnya. Sebelum tahun 2018, terdapat lebih dari 15.000 pendonor untuk setiap tahunnya. Sedangkan sejak 2018, jumlah pendonor meningkat menjadi diatas 20.000 untuk setiap tahunnya.
2. Panjangnya periode observasi dan pendeknya periode evaluasi. Periode observasi yang digunakan adalah 60 bulan / 5 tahun, sedangkan periode evaluasi yang digunakan adalah 1 bulan. Dalam 5 tahun terdapat lebih dari 24.000 pendonor, sedangkan dalam 1 bulan, jumlah pendonor tidak lebih dari 6.000 pendonor. Dalam hal ini, sistem harus membuat rekomendasi dari 24.000 pendonor untuk dicek seberapa tinggi rekomendasi 6.000 pendonor yang direkomendasikan. Jika dilihat dari jumlah

pendonor, jumlah pendonor yang direkomendasikan 4 kali lipat dari jumlah pendonor di periode evaluasi.

3. Terdapat beberapa pendonor yang tidak pernah donor di UTD PMI Surabaya, tetapi saat periode evaluasi, pendonor melakukan donor di UTD PMI Surabaya. Hal ini dapat menurunkan nilai MRR karena lokasi merupakan salah satu parameter penting dalam pembuatan *rating* pendonor. Jika *rating* yang didapatkan pendonor di periode evaluasi rendah, maka akan semakin rendah pula nilai MRR yang dihasilkan.
4. Terdapat banyak pendonor yang berusia lebih dari 65 tahun dan masih mendonorkan darah. Hanya dari tahun 2020 hingga Februari 2022, terdapat 511 pendonor yang berusia lebih dari 65 tahun dan masih dapat mendonor. Berdasarkan permintaan *user*, pendonor yang sudah berusia lebih dari 65 tahun tidak direkomendasikan untuk mendonor. Oleh karena itu, sistem yang dibuat juga lebih merekomendasikan pendonor yang berusia dibawah 65 tahun. Semakin banyak pendonor berusia diatas 65 tahun pada periode observasi, maka nilai MRR juga akan semakin rendah.

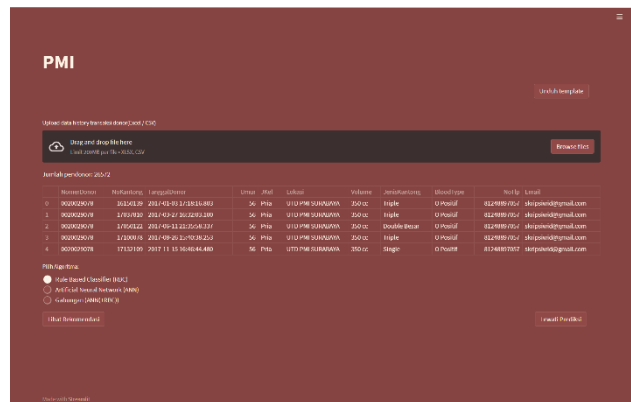
4.8. Hasil Pengujian Sistem

Pada bagian ini dilakukan pengujian jalannya sistem broadcast pendonor untuk seluruh fitur yang ada untuk memastikan semua fitur berjalan dengan baik.

4.8.1. Fitur Import File Transaksi Donor

Fitur import file transaksi donor ada pada halaman main / halaman utama ketika sistem diakses. Fitur ini digunakan untuk memasukkan data transaksi donor yang akan digunakan untuk mencari pendonor prioritas. Jika user tidak memasukkan data, user masih dapat mendapatkan rekomendasi pendonor berdasarkan data yang terakhir kali digunakan. Untuk mencegah adanya kesalahan dalam penginputan data, sistem menyediakan template file dan menampilkan contoh data. Untuk mengunduh template file transaksi, user dapat mengklik button 'Unduh template'

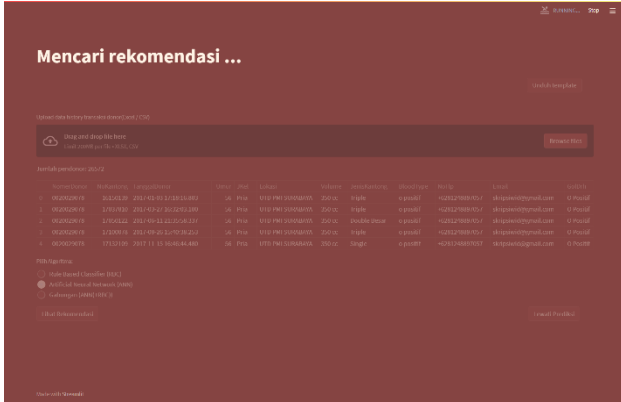
Untuk mengimpor file transaksi donor, user dapat melakukan dengan 2 cara, yang pertama adalah mengarahkan file ke kotak yang bertulis 'Drag and drop file here' atau menekan tombol 'Browse file'. Setelah user mengimpor file, maka sistem akan membaca file yang diinputkan. Jika sistem berhasil membaca file yang diinputkan, maka data / tabel yang awalnya menunjukkan data yang terakhir kali digunakan akan direplace dengan data yang baru saja diinputkan. Jika terdapat error, maka sistem akan menunjukkan error yang ada. Tampilan pada halaman ini ada pada Gambar 5.



Gambar 5. Halaman Utama.

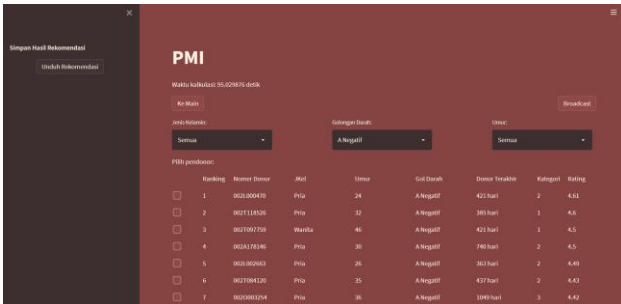
4.8.2. Fitur Mendapatkan Rekomendasi Pendoron

Sistem yang dibuat mengandung 3 Algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis pendonor. Untuk menjalankan fitur ini, user perlu memilih algoritma yang akan digunakan dan menekan tombol 'Lihat Rekomendasi'. Ketika sistem sedang mencari rekomendasi pendonor, maka sistem akan menunjukkan halaman yang menunjukkan bahwa sistem sedang mencari rekomendasi pendonor. Tampilan pada halaman ini ada pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan Mencari Rekomendasi

Ketika sistem sudah selesai mencari rekomendasi pendonor berdasarkan data yang ada, sistem akan mengarahkan user ke halaman pilih pendonor. Tampilan pada halaman pilih pendonor ada pada Gambar 7. Pada halaman ini, selain dapat melihat rekomendasi pendonor, user juga dapat melakukan filter berdasarkan jenis kelamin, umur dan golongan darah pendonor yang ingin dikirim broadcast.



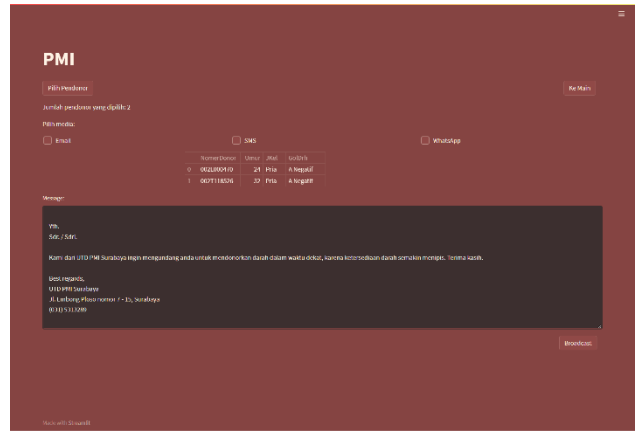
Gambar 7. Halaman Pilih Pendoron

4.8.3. Fitur Import dan Export Hasil Rekomendasi

Fitur import dan export hasil rekomendasi merupakan fitur dimana user dapat mengupload data hasil rekomendasi pendonor dan mengupload hasil rekomendasi yang pernah didownload sebelumnya. Fitur ini ada pada sidebar tampilan halaman pilih donor (Gambar 7).

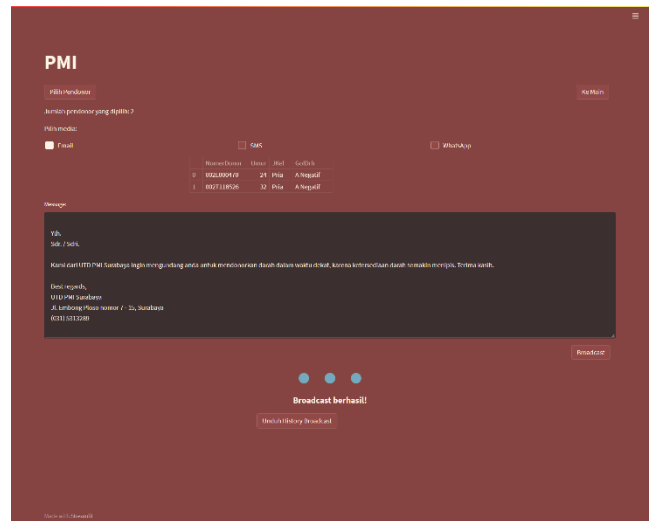
4.8.4. Fitur Broadcast

Fitur broadcast merupakan fitur dimana user dapat memilih pendonor yang ingin dikirim broadcast ajakan donor, menentukan media broadcast dan mengedit template pesan yang sudah disediakan. Awal dari fitur ini ada pada halaman 'Pilih Pendoron' (Gambar 7). Setelah user memilih pendonor yang akan menerima broadcast, user dapat mengklik tombol broadcast untuk memilih media dan mengedit template broadcast, serta mengirimkannya. Tampilan pada fitur broadcast ada pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Broadcast Sebelum Broadcast dikirimkan.

Untuk memastikan bahwa jumlah pendonor yang akan dikirim broadcast sudah sesuai, pada halaman ini ditunjukkan berapa banyak pendonor yang dipilih untuk menerima broadcast. Setelah media dan template pesan sudah benar user dapat mengklik button broadcast agar sistem dapat mengirimkan broadcast ke pendonor yang sudah dipilih. Untuk mengetahui bahwa sistem sudah selesai mengirimkan broadcast, ketika user mengklik button broadcast, sistem akan menunjukkan 3 buah lingkaran berwarna abu-abu. Setiap lingkaran mewakili media yang tersedia dengan urutan seperti checkbox di bagian atas halaman broadcast (Email, SMS, WhatsApp). Jika sistem telah selesai mengirimkan broadcast di media tersebut, sistem akan mengubah warna lingkaran yang mewakili media tersebut menjadi berwarna biru. Jika semua media terkirim, sistem akan menunjukkan tulisan 'Broadcast berhasil'. Tampilan setelah broadcast berhasil ada pada Gambar 9.



Gambar 9. Tampilan Broadcast Sesudah Broadcast dikirimkan.

Jika user masih ingin mengirimkan broadcast ke pendonor lainnya, user dapat mengklik button 'Pilih Pendoron', sehingga sistem akan menampilkan kembali halaman 'Pilih Pendoron'. Semua pendonor yang sudah dipilih sebelumnya akan tetap tercentang sehingga user juga dapat melihat pendonor yang sudah dikirim broadcast sebelumnya. Tetapi jika user ingin mencari rekomendasi pendonor

dengan menggunakan algoritma lain, *user* dapat mengklik tombol 'Ke Main'.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari perancangan dan pembuatan sistem broadcast pendonor ini, dapat disimpulkan bahwa:

1. Nilai MRR tertinggi didapatkan dari model ANN yang menggunakan data gabungan dari 90% data hasil klasifikasi jenis pendonor menggunakan RBC dengan *fake data*. Model ini dibuat dengan menggunakan 2 Dense layer, yang setiap layer terdiri dari 1024 *nodes*. Model ini menghasilkan *training accuracy* 91.13% dan *testing accuracy* 91.83%. Waktu rata-rata yang dibutuhkan untuk mengklasifikasikan pendonor dengan menggunakan model ini sebanyak 3 detik. Setelah dihitung rata-rata MRR untuk mencari *rule rating* yang dapat menghasilkan nilai MRR terbaik adalah *rule rating* ke-3, sebesar 8.07×10^{-4} .
2. Terdapat perubahan kondisi dalam pengambilan data (adanya pandemi COVID-19). Oleh karena itu, data dibagi menjadi 3 kondisi, sebelum pandemi, sesudah pandemi dan gabungan (5 tahun terakhir).
3. Nilai pengujian menggunakan data sebelum pandemi dan saat pandemi memiliki nilai yang cukup berbeda, terutama disebabkan perbedaan jangka / *range* waktu pengambilan data (5 tahun untuk sebelum pandemi dan 2 tahun untuk saat pandemi). Semakin banyak dan semakin lebar *range* data, maka semakin 'pintar' mesin dalam melakukan tugasnya.
4. Belum ada nilai yang dapat menentukan kebenaran jenis pendonor (*ground truth*). Proses klasifikasi jenis pendonor yang terbentuk di sistem ini hanya berasal dari karakteristik / permintaan dari user (UTD PMI Surabaya). Oleh karena itu, klasifikasi jenis pendonor dinilai dari hasil akhir rekomendasi menggunakan MRR.
5. Pendonor yang memiliki hasil klasifikasi jenis pendonor tinggi bisa jadi lebih tidak direkomendasikan dibandingkan pendonor yang lebih sering melakukan donor di UTD PMI Surabaya, karena walaupun pendonor tersebut sering melakukan donor darah, tetapi jarang atau tidak pernah melakukan donor darah di UTD PMI Surabaya.
6. Fitur yang ada pada sistem sudah berjalan dengan baik dan sesuai yang diharapkan.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan kesimpulan yang ada, terdapat beberapa saran untuk penelitian lebih lanjut, antara lain:

1. Parameter dalam penentuan jenis pendonor dan *rating* sangat mempengaruhi dalam terbentuknya sistem yang baik. Oleh karena itu, penting untuk mencari karakter sebuah parameter yang baik dan mencari parameter lain yang berpengaruh, untuk meningkatkan kinerja sistem.
2. Dapat mencoba menggunakan algoritma *time-series*, seperti *Recurrent Neural Network*. Algoritma *time-series* dapat

mengenali pola waktu *sequence* lebih baik dibandingkan *Artificial Neural Network*.

3. *Ground truth* merupakan hal yang penting, karena sebuah nilai dapat dinilai benar jika sudah sesuai dengan nilai *ground truth*. Oleh karena itu, penting untuk mengetahui / mendapatkan nilai *ground truth* untuk menguji kebenaran jalannya sebuah sistem / model.

6. REFERENSI

- [1] Boonyanusith, W., & Jittamai, P. 2012. Blood Donor Classification Using Neural Network and Decision Tree Techniques.
- [2] Guyton, A. C., 1997. Buku Ajar Fisiologi Kedokteran. V. EGC. Jakarta
- [3] Melyanti, R., & Syahputra, R. W. 2020. Sistem Informasi Donor Darah Berbasis Android pada Unit Transfusi Darah Palang Merah Indonesia (UTD PMI) Kota Pekanbaru.
- [4] Nurin, F. 2021. Tidak Cuma Manfaat, Donor Darah Juga Bisa Membawa Efek Samping Jika Keseringan. *hellosehat*. URL:<https://hellosehat.com/kelainan-darah/efeksamping-donor-darah/>
- [5] Oktari, A., & Silvia, N.D. 2016. Pemeriksaan Golongan Darah Sistem ABO Metode Slide dengan Reagen Serum Golongan Darah A, B, O. *Jurnal Teknologi Laboratorium*, 5(2), 49 - 54.
- [6] Pabreja, K., & Bhasin, A. 2021. A Predictive Analytics Framework for Blood Donor Classification. *International Journal of Big Data and Analytics in Healthcare*, 6(2), 1–14. DOI:10.4018/ijbdah.20210701.oa1
- [7] Sofiansyah, T. 2013. Sistem informasi donor darah di Unit Donor Darah Palang Merah Indonesia Kota Bandung berbasis web. *KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*.
- [8] Sugianto, C. A., & Zundi, T. M. 2017. Rancang Bangun Aplikasi Donor Darah Berbasis Mobile di PMI Kabupaten Bandung. *KOPERTIP: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, 1(1), 11-18. DOI:10.32485/kopertip.v1i15.
- [9] UDD PMI Surabaya. n.d. profil. URL:<http://www.sby.uddpmikotasby.com/profil>
- [10] Virmani, S. & Kumara, G. 2022. Rule-Based Classifier - Machine Learning. In *GeekforGeeks*. URL:<https://www.geeksforgeeks.org/rule-based-classifier-machine-learning/>
- [11] Wahono, H. & Riana, D. 2020. Prediksi Calon Pendonor Darah Potensial Dengan Algoritma Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors dan Decision Tree C4.5. URL:<http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v7i1.1953>
- [12] Wang, S.-C. 2003. Artificial Neural Network. *Interdisciplinary Computing in Java Programming*, 81–100. DOI:10.1007/978-1-4615-0377-4_5
- [13] Zhang, L. 2017. Artificial Neural Network model design and topology analysis for FPGA implementation of Lorenz chaotic generator. 2017 IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). DOI:10.1109/ccece.2017.7946635