

Penerapan Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Pada Sistem Rekomendasi Pemilihan Resep Obat Berdasarkan Data Rekam Medis

Abdul Aziz Priatna^{#1}, Rani Megasari^{*2}, Jajang Kusnendar^{#3}

[#] *Departemen Pendidikan Ilmu Komputer, Universitas Pendidikan Indonesia Bandung, Indonesia*

¹ abdul.aziz.priatna@student.upi.edu

^{2,3} {megasari, jkusnendar}@upi.edu

Abstrak— Peningkatan kunjungan pasien di rumah sakit terutama pasien rawat jalan, berdampak pada meningkatnya pekerjaan yang harus dilakukan oleh petugas rumah sakit, khususnya apoteker. Peningkatan tersebut menyebabkan lambannya pelayanan resep obat di rumah sakit. Selain itu pencatatan rekam medis yang masih dilakukan secara manual juga turut menjadi penyebab hal ini terjadi, karena kurangnya pengetahuan akan standar format penulisan resep sehingga membuat para apoteker sulit untuk membaca obat yang di resepkan oleh dokter. Oleh karena itu, penelitian ini mengusungkan penerapan teknik *association rules* dengan menggunakan algoritma apriori yang bertujuan untuk membuat sistem rekomendasi pemilihan resep obat. Dataset yang digunakan berupa data rekam medis RSAU Dr. M. Salamun tanggal 24 Juli 2017 hingga 29 Juli 2017. Sistem yang dibangun diharapkan dapat membantu dokter untuk menemukan pola asosiatif dari kombinasi penyakit dan obat-obatan yang direkomendasikan, serta akan secara otomatis terhubung dengan sistem yang digunakan apoteker dalam melakukan pelayanan resep obat. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa sistem dapat memberikan rekomendasi obat-obatan dari data rekam medis dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 89%.

Kata kunci— rekam medis, resep obat, *association rules*, algoritma apriori, rekomendasi.

I. PENDAHULUAN

Kesehatan masyarakat merupakan upaya untuk mencegah penyakit, meningkatkan kesehatan dan memperpanjang hidup di antara populasi secara keseluruhan dalam pembangunan bangsa sehingga mutu pelayanan kesehatan khususnya di rumah sakit sangatlah penting untuk selalu ditingkatkan. Proses pelayanan kesehatan sendiri seringkali dipengaruhi oleh peningkatan kunjungan pasien di rumah sakit. Pada tahun 2014 saja, terdapat peningkatan kunjungan pasien terutama pasien rawat jalan sebesar 68% yang berdampak pada semakin banyaknya jumlah resep yang harus dilayani petugas [1]. Hal ini menyebabkan proses pelayanan menjadi lebih lamban dan berpengaruh terhadap waktu tunggu yang lama. Resep obat yang dicatat di atas kertas secara manual

juga membuat para apoteker sulit untuk membaca obat yang diresepkan oleh dokter [2]. Beberapa faktor lainnya mempengaruhi buruknya penulisan resep seperti kurangnya pengetahuan akan standar format penulisan resep [3]. Penulisan resep sendiri dituliskan oleh dokter berdasarkan catatan mengenai riwayat penyakit yang diderita pasien, yang kemudian dikenal dengan istilah rekam medis.

Sebagian besar rekam medis masih tersimpan di atas kertas, yang berarti tidak dapat digunakan untuk mengkoordinasikan perawatan, mengukur kualitas secara rutin, atau mengurangi kesalahan medis [4]. Selain itu, pasien pada umumnya tidak memiliki informasi yang mereka butuhkan tentang biaya atau kualitas untuk membuat keputusan tentang perawatan pasien tersebut. Seiring dengan kemajuan teknologi, rekam medis dapat dicatat dan disimpan dalam sebuah sistem atau disebut juga dengan rekam medis elektronik. Rekam medis elektronik dapat menghemat waktu dan kinerja dokter dalam pelayanan perawatan [5]. Waktu tersebut dapat dimanfaatkan dengan baik untuk perawatan pasien dan mengurangi waktu tunggu pasien. Hanya saja rekam medis elektronik yang disimpan dalam jangka waktu bertahun-tahun dapat menyebabkan adanya tumpukan data dan akan kurang bermanfaat bagi sistem apabila tidak dianalisis lebih lanjut.

Penelitian ini merupakan penelitian pertama yang menerapkan teknik *association rules* menggunakan algoritma apriori untuk menganalisis data rekam medis elektronik. Analisis dilakukan untuk mencari kombinasi penyakit dan obat-obatan yang akan dijadikan acuan rekomendasi resep obat berdasarkan data rekam medis. Sistem yang dihasilkan nantinya dapat memberikan rekomendasi yang bermanfaat bagi dokter, tenaga medis dan apoteker sebagai upaya untuk meningkatkan mutu pelayanan kesehatan.

II. PENELITIAN TERKAIT

Teknik *association rules* menggunakan algoritma apriori telah dilakukan pada penelitian lainnya. Hanya saja, penelitian ini menerapkan di kasus untuk merekomendasikan peresepan obat.

Pada penelitian Kardan dan Ebrahimi [6] berkesimpulan bahwa teknik *association rules* dapat diterapkan untuk menemukan pengguna yang serupa (konten), kemudian konten yang terkait direkomendasikan kepada pengguna lainnya.

Dalam penelitian Kurniawan dkk. [7] menyimpulkan bahwa metode *association rules* menggunakan algoritma apriori sangat membantu dalam memperkirakan penyakit pasien yang harus ditangani Rumah Sakit dalam periode yang akan datang.

Penelitian Jain dan Gautam [8] mengimplementasikan *association rules* menggunakan algoritma apriori dalam bidang kesehatan menyimpulkan bahwa algoritma apriori dapat digunakan secara efisien untuk menemukan pola tersembunyi dan menghasilkan *association rules* terkait dengan dataset penyakit. Penerapan algoritma apriori memberikan hasil yang dapat digunakan oleh dokter dan pasien untuk pengambilan keputusan yang efektif. Hasil tersebut bisa digunakan oleh dokter dan bagian administrasi kesehatan untuk lebih memahami penyakit yang sering terjadi.

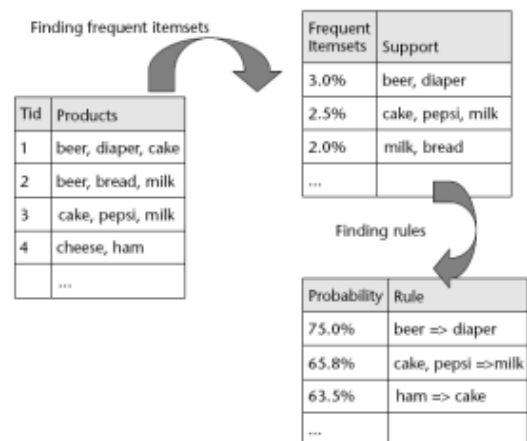
Yoosofan dkk. [9] berkesimpulan bahwa dapat ditemukan kombinasi obat-obatan dalam resep apoteker dengan menggunakan algoritma apriori. Dalam penelitiannya tersebut, diidentifikasi bahwa Vitamin D dan Kalsium adalah obat yang paling saling terkait dan diterapkan di samping satu sama lain dalam kebanyakan resep. Juga, Omeprazole dan Metronidazole peringkat kedua dalam hal asosiasi. Rules lainnya juga ditemukan dan dibahas di dalam penelitiannya..

III. TINJAUAN PUSTAKA

A. Association Rules

Association rule mining atau analisis asosiasi adalah teknik *data mining* untuk menemukan aturan asosiasi antara suatu kombinasi *item*. Contoh aturan asosiasi dari analisa pembelian di suatu pasar swalayan adalah dapat diketahuinya berapa besar kemungkinan seorang pelanggan membeli roti bersamaan dengan susu. Dengan pengetahuan tersebut pemilik pasar swalayan dapat mengatur penempatan barangnya atau merancang kampanye pemasaran dengan memakai kupon diskon untuk kombinasi barang tertentu [10].

Ada dua langkah didalam algoritma ini, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1. Langkah pertama adalah melakukan perhitungan untuk menemukan *frequent item sets* dan langkah kedua mencari kaidah asosiasi (*rules*) dari sekumpulan *frequent itemsets* tadi [11].



Gambar 1. Dua Langkah Proses Didalam Algoritma Association Rules [11].

Ada dua kriteria dasar yang digunakan dalam *association rules*, yaitu *support* dan *confidence*.

1. Support

Ukuran yang menunjukkan tingkat dominasi *itemset* dari keseluruhan transaksi (misalkan dari seluruh transaksi yang ada, seberapa besar kemungkinan item A dan item B dibeli secara bersamaan).

Nilai *support* sebuah *item* diperoleh dengan memakai rumus berikut [12].

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \quad (1)$$

Sedangkan nilai dari *support* dua *item* diperoleh dari rumus berikut.

$$Support(A \cap B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (2)$$

2. Confidence

Ukuran yang menyatakan hubungan antara dua item secara conditional (misalkan seberapa sering item A dibeli, jika pelanggan membeli item B).

Nilai *confidence* dari aturan “ jika A maka B “ diperoleh dari rumus berikut.

$$Confidence\ P(B|A) = \frac{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ transaksi\ yang\ mengandung\ A} \quad (3)$$

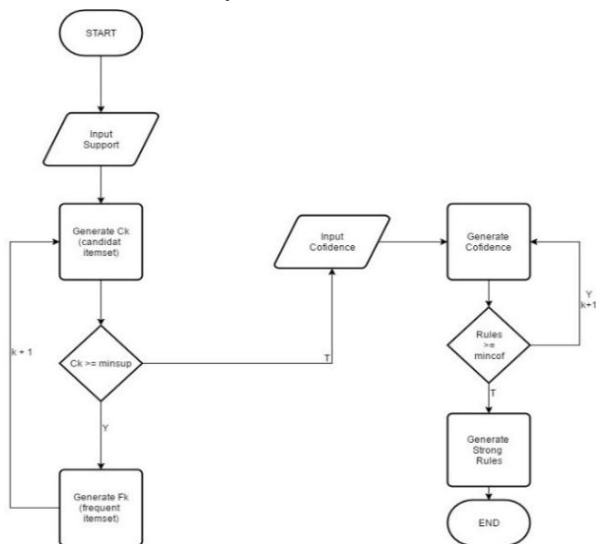
3. Frequent Itemset

Langkah pertama pada *association rule* adalah menghasilkan semua *itemset* yang memungkinkan dengan kemungkinan *itemset* yang muncul dengan *m-item* adalah 2^m . Karena besarnya komputasi untuk menghitung *frequent itemset*, yang membandingkan setiap kandidat *itemset* dengan setiap transaksi, maka ada beberapa

pendekatan untuk mengurangi komputasi tersebut, salah satunya dengan algoritma apriori [13].

B. Algoritma Apriori

Algoritma apriori digunakan untuk mencari frequent itemset yang memenuhi minsup kemudian mendapatkan rule yang memenuhi minconf dari frequent itemset tadi [14]. Algoritma ini mengontrol berkembangnya kandidat itemset dari hasil frequent itemset dengan support-based pruning untuk menghilangkan itemset yang tidak menarik dengan menetapkan minsup. Prinsip dari apriori ini adalah bila itemset digolongkan sebagai frequent itemset, yang memiliki support lebih dari yang ditetapkan sebelumnya, maka semua subsetnya juga termasuk golongan frequent itemset, dan sebaliknya [15].



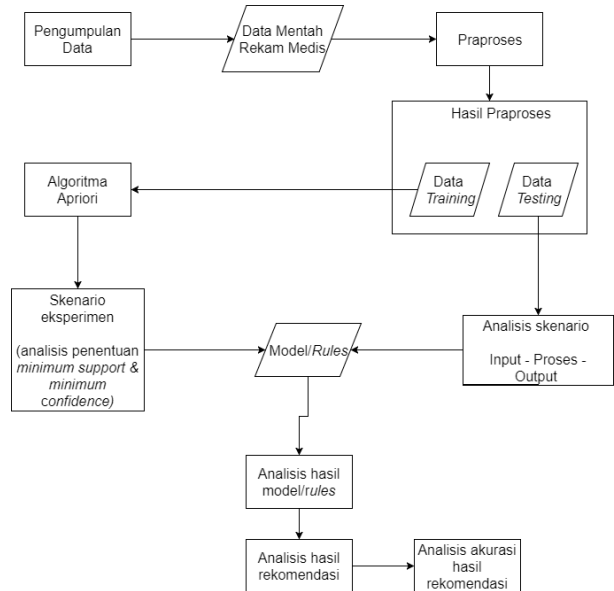
Gambar 2. Diagram alir Apriori[13].

Adapun flowchart algoritma ini berjalan pada Gambar 2 [13].

IV. DESAIN DAN EKSPERIMEN

Pada penelitian ini terdapat sebuah desain dan eksperimen yang terlihat alur kerjanya pada Gambar 3.

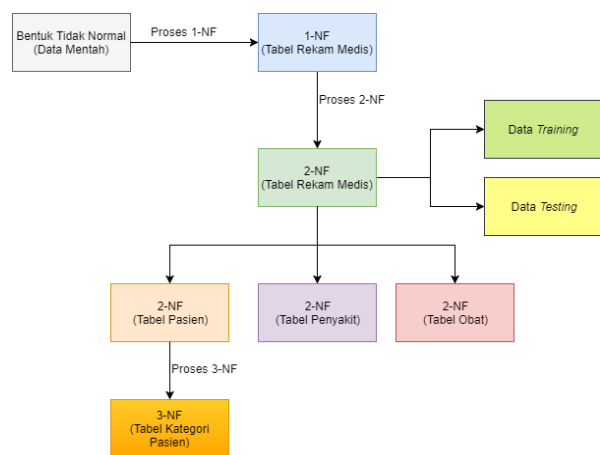
Pada Gambar 3 terlihat alur kerja desain dan eksperimen yang dilakukan. Langkah pertama dilakukan dengan pengumpulan data mentah rekam medis untuk mempersiapkan dataset yang akan digunakan dalam penelitian ini. Kemudian, dilakukan praproses terhadap data tersebut dengan cara normalisasi. Setelah itu dilakukan dengan penentuan data yang akan di training. Lalu setelah itu, dilakukan training data untuk pembangunan model/rules menggunakan algoritma apriori dengan melakukan beberapa eksperimen untuk menentukan minimum support dan confidence yang akan ditetapkan. Kemudian mempersiapkan dengan data testing yang telah disiapkan di sistem. Lalu menentukan alur input – proses – output terhadap model/rules yang dibuat. Kemudian menganalisis hasil rules berdasarkan minimum



Gambar 3. Desain dan Eksperimen

support dan confidence yang telah dilakukan dalam beberapa eksperimen. Setelah itu menganalisis hasil rekomendasi. Dan tahap terakhir yaitu menguji akurasi rekomendasi yang telah dibuat.

Pada penelitian ini juga dilakukan praproses terhadap data rekam medis. Untuk praproses tersebut, dilakukan normalisasi data seperti yang telah dijelaskan pada bab 2. Normalisasi tersebut dilakukan pada data mentah rekam medis dengan melakukan perubahan mulai dari bentuk normal ke-1 (1-NF) sampai bentuk normal ke-3 (3-NF). Untuk skema praproses lebih jelasnya, lihat pada Gambar 4.

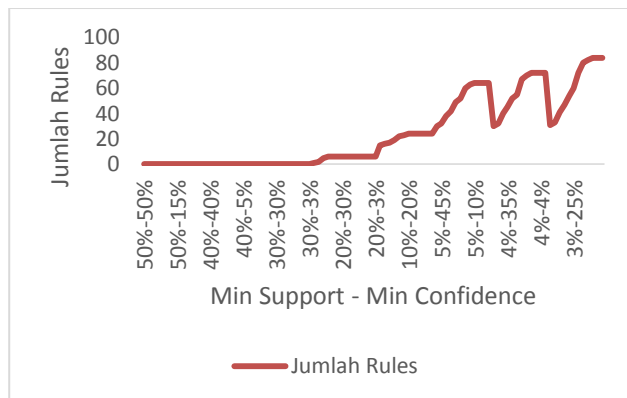


Gambar 4. Skema praproses

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

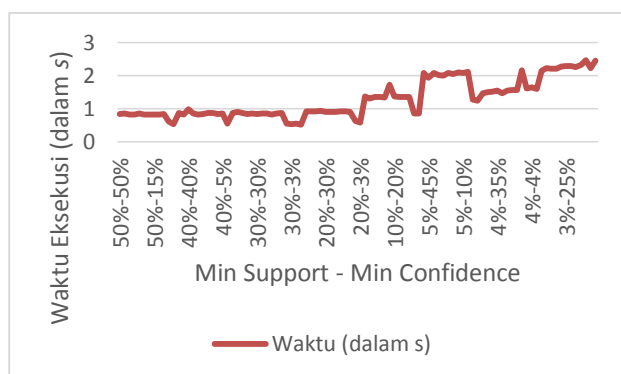
A. Penentuan Minimum Support dan Minimum Confidence

Dari hasil eksperimen menunjukkan bahwa jika *minimum support* dan *minimum confidence* semakin rendah, maka jumlah *rules* yang dihasilkan semakin banyak. Jika dibentuk dalam bentuk grafik, maka akan terlihat hasilnya seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Jumlah Rules

Dari Gambar 5. terlihat ada fluktuasi pada eksperimen yang telah dilakukan. Fluktuasi tersebut berdasarkan kemunculan *rules* yang muncul berbeda dengan eksperimen akan tetapi jika kita tarik garis lurus, maka jumlah *rules* yang muncul mengalami peningkatan yang tidak jauh. Lalu berdasarkan waktu eksekusi yang dilakukan, maka akan terlihat grafiknya seperti pada Gambar 6.

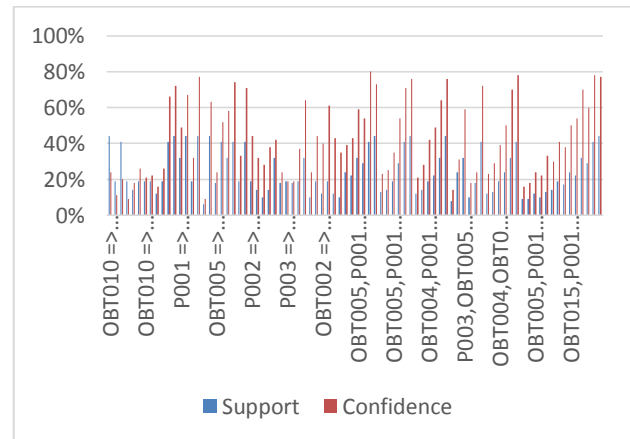


Gambar 6. Grafik Waktu Eksekusi

Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan, maka penulis berkesimpulan untuk menentukan *minimum support* dan *minimum confidence* pada *minimum support* sebesar 3% dan *minimum confidence* sebesar 5%, karena memiliki jumlah *rules* yang banyak dan memiliki kombinasi penyakit dan obat-obatan yang lebih mewakili tiap penyakit dan obat-obatan.

B. Analisis Hasil Model / Rules

Dari *rules* yang telah dihasilkan sebelumnya kita dapat lihat kecenderungan tiap *rules* berdasarkan *support* dan *confidence* dengan melihat grafik seperti pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Jumlah Rules

Dilihat pada Gambar 7. terlihat kecenderungan tiap *rules* berdasarkan *support* dan *confidence*. Hampir semua *rules* memiliki *support* dibawah 50%. Sedangkan untuk *confidence* di setiap *rules* memiliki rentang kecenderungan diatas 3% dan dibawah 80%. Sehingga di setiap *rules* tersebut memiliki nilai kemunculan yang bervariasi.

Berdasarkan Gambar 7, maka hasil analisis model/*rules* yang didapat sebagai berikut.

- 1) Tidak semua kombinasi penyakit dan obat-obatan muncul sesuai data rekam medis.
- 2) Kemunculan *rules* pada penyakit yang ada hanya ada pada kode penyakit P001, P002, P003, P007.
- 3) Kemunculan *rules* paling banyak terdapat pada kombinasi yang memiliki kode penyakit P001.
- 4) Dalam aturan asosiasi yang dihasilkan, *rules* terkuat ada pada *rules* OBT004, P001 => OBT005 dengan memiliki nilai *confidence* sebesar 80% yang berarti obat *Glimepiride* dan *Metformin* adalah obat yang paling saling terkait dan diterapkan di samping satu sama lain pada resep obat di penyakit *Non-insulin-dependent diabetes mellitus*. Lalu pada peringkat kedua, *rules* terkuat ada pada *rules* OBT015, OBT004 => OBT005 yang berarti jika resep obat yang dikeluarkan adalah *Acarbose* dan *Glimepiride* maka obat yang terasosiasi adalah obat *Metformin*.
- 5) Hampir semua *rules* memiliki *support* dibawah 50%.
- 6) Sedangkan untuk *confidence* di setiap *rules* memiliki rentang kecenderungan diatas 2% dan dibawah 80%.

C. Analisis Hasil Rekomendasi

Berdasarkan *testing* model yang telah dilakukan, maka hasil rekomendasi yang didapat terlihat seperti pada Tabel 1.

TABEL 1. HASIL REKOMENDASI

No. RM	Kode Pasien	Diagnosa Penyakit	Rekomendasi Resep Obat
RM001	PS001	Non-insulin-dependent diabetes mellitus	Berdasarkan diagnosa penyakit pasien yang diderita, maka rekomendasi resep obat yang disarankan, yaitu: 1. Glimpiride: 31.03% 2. Metformin: 31.03% 3. Acarbose: 31.03% 4. Lansoprazol: 3.45% 5. Novorapid: 3.45%

Pada Tabel 1, terlihat ada beberapa rekomendasi resep obat yang tidak ada rekomendasi resep obat dikarenakan dari hasil model/rules yang dibentuk dari *training* data tidak semua kombinasi penyakit dan obat-obatan dari data rekam medis muncul di model/rules tersebut. Lalu hasil rekomendasi untuk apoteker jika memasukkan nama penyakit misalnya nama penyakit adalah "*Unspecified diabetes mellitus without complication*", maka akan muncul rekomendasi seperti pada Tabel II.

TABEL 2. HASIL REKOMENDASI APOTEKER

No.	Nama Obat	Nama Perusahaan Farmasi	Nama Generik/Komposisi	Keamanan Kehamilan (AS)	Nilai Rekomendasi
1	Metformin	Dexa Medica	Metformin HCL	B	31.03
2	Glimpiride	Dexa Medica	Glimpiride	...	C	31.03
3	Acarbose	Acrios	Acarbose	...	B	31.03

Pada Tabel II, terlihat kandungan obat secara detail, mulai dari nama perusahaan, komposisi dll. Sehingga rekomendasi ini memberikan manfaat kepada pengguna yaitu apoteker agar mengetahui pengetahuan tentang obat-obatan yang di rekomendasikan.

Dari setiap obat muncul nilai rekomendasi berupa nilai urutan obat rekomendasi yang paling tinggi. Jika nilainya lebih tinggi maka urutan rekomendasi berada diatas sedangkan nilai rekomendasi tersebut semakin kecil maka urutan rekomendasi semakin bawah.

Eksperimen pada *testing* model berdasarkan jumlah sampel data yang di-*input*-kan dari sistem lalu menghitung nilai akurasi per jumlah sample yang didapat seperti pada Tabel III.

TABEL 3. EKSPERIMEN PERHITUNGAN AKURASI

No.	Sampel Data	Perbandingan berdasarkan data penyakit	Waktu (dalam detik)
1	10%	85%	1.05
2	20%	88.33%	1.66
3	30%	90%	2.51
4	40%	91.67%	3.1
5	50%	90.33%	3.67
6	60%	90.28%	4.7
7	70%	90.24%	5.79
8	80%	89.38%	6.8
9	90%	89.44%	8.21
10	100%	88.52%	10.45

Terlihat pada Tabel III bahwa rata-rata nilai akurasi berdasarkan penyakit yang memiliki obat-obatan dari data rekam medis memiliki rata-rata nilai akurasi sebesar 89% dengan kesalahan sebesar 11%. Akurasi tertinggi yang diraih model yaitu sebesar 91.67% pada sampel data sebanyak 40% dengan akurasi paling rendah yaitu sebesar 85% pada sampel data sebanyak 10%. Terlihat pula bahwa nilai akurasi dari model terdistribusi normal terhadap sampel datanya.

VI. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terlihat bahwa sistem dapat memberikan rekomendasi obat-obatan dari data rekam medis dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 89%.

Untuk penelitian berikutnya, disarankan untuk mencari rumah sakit yang sudah terkomputerisasi dengan sistem yang lebih baik minimal sudah menggunakan Rekam Medis Elektronik (RME), agar dalam pengambilan data seperti data rekam medis tidak di-*input* secara manual serta data yang diperoleh lebih banyak lagi sehingga penyakit dan obat-obatan yang dapat direkomendasikan lebih variatif.

REFERENSI

- [1] A. Sujoko and D. Chalidyant, "Analisis Antrian Pelayanan Obat Non Racikan di Instalasi Farmasi Rawat Jalana," *Jurnal Administrasi Kesehatan Indonesia Volume 3 Nomor 2*, pp. 99-107, 2015.
- [2] R. Hillestad, J. Bigelow, A. Bower, F. Girosi, R. Meili, R. Scoville and R. Taylor, "Can Electronic Medical Record Systems Transform Health Care? Potential Health Benefits, Savings and Costs," *Health Affairs Vol. 4 Number 5*, p. 1103, 2017.
- [3] L. Purnawati, "Atributisasi Perimbangan Dokter Dalam Keputusan Meresepkan Suatu Merk Obat (Studi Kasus pada Dokter Umum di Surabaya)," *Jurnal Sains Pemasaran Indonesia, Vol 2. No. 2*, pp. 123-140, 2003.
- [4] W. M. Fadhli and S. Anisah, "Tanggung Jawab Hukum Dokter dan Apoteker Dalam Pelayanan Resep," *Media Farmasi Vol. 13 No. 1*, pp. 61-87, 2016.
- [5] J. A. D. Anderson, "Historical background to self-care," in *Self-Medication*, London, MTP Press Limited Lancaster, 1979, pp. 9-18.

- [6] A. A. Kardan and M. Ebrahimi, "A Novel Approach to Hybrid Recommendation Systems Based on Association Rules Mining for Content Recommendation in Asynchronous Discussion Groups," *Information Sciences* 219, pp. 93-110, 2013.
- [7] H. Kurniawan, Fujiati and A. Saleh, "Analisa Pola Penyakit Rumah Sakit Dengan Menerapkan Metode Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori," *Seminar Nasional Informatika*, p. 201, 2014.
- [8] D. Jain and S. Gautam, "Implementation of Apriori Algorithm in Health Care Sector:A Survey," *International Journal of Computer Science and Communication Engineering Volume 2 issue 4*, p. 30, 2013.
- [9] A. Yoosofan, F. G. Ghajar, S. Ayat and S. Hamidi, "Identifying Association Rules among Drugs in Prescription of a Single Drugstore Using Apriori Method," *Intelligent Information Management* 7, pp. 257-258, 2015.
- [10] D. M. Virgiawan and I. Mukhlash, "Aplikasi Association Rule Mining Untuk menemukan Pola Pada Data Nilai Mahasiswa Matematika ITS," *JURNAL SAINS DAN SENI POMITS Vol. 1, No. 1*, p. 6, 2013.
- [11] B. A. Tama, "Penetapan Strategi Penjualan Menggunakan Association Rules dalam Konteks CRM," *JURNAL GENERIC Vol. 5 No.1*, 2010.
- [12] K. Tampubolon, H. Saragih and B. Reza, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Alat-Alat Kesehatan," *Majalah Ilmiah Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI) Vol. 1 No. 1*, p. 98, 2013.
- [13] N. Wandu, R. A. Hendrawan and A. Mukhlason, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Badan Perpustakaan dan Kearsipan Provinsi Jawa Timur)," *JURNAL TEKNIK POMITS Vol. 1, No. 1*, p. 3, 2015.
- [14] Z. Zheng, R. Kohavi and L. Mason, Real world performance of association rule algorithms, New York: CM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2001.
- [15] J. Li and P. Chen, "The application of association rule in library system," *Knowledge Acquisition and Modeling Workshop, Wuhan*, pp. 248-251, 2008.