

## SISTEM REKOMENDASI HIBRID MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI MINING ASOSIASI

Zen Munawar, Rustiyana<sup>1</sup>, Yudi Herdiana<sup>2</sup>, Novianti Indah Putri<sup>3</sup>

Manajemen Informatika, Teknik Informatika<sup>1,2,3</sup>

Politeknik LP3I Bandung, Universitas Bale Bandung<sup>1,2,3</sup>

e-mail:munawarzen@gmail.com, rustiyana@gmail.com<sup>1</sup>, ydherdn@gmail.com<sup>2</sup>,  
noviantiindahputri2021@gmail.com<sup>3</sup>

**Abstrak :** Sistem rekomendasi telah menjadi bagian yang tak terpisahkan dari hampir semua sistem berbasis informasi serta e-commerce pada umumnya. Berbagai teknik, metodologi, dan algoritma telah dipraktikkan, yang memberikan rekomendasi berdasarkan berbagai parameter. Tujuan dari sistem rekomendasi adalah untuk memanfaatkan informasi dan katalog produk dan memahami preferensi pengguna berdasarkan pilihan mereka, dan merekomendasikan mereka produk yang tidak mungkin untuk dipilih melalui ruang produk secara manual. Penelitian di bidang ini telah mampu mengidentifikasi berbagai algoritma dan metodologi untuk membuat rekomendasi yang berpusat pada pengguna. Setiap algoritma mencakup serangkaian parameter berbeda yang dipertimbangkan berdasarkan persyaratan tugas tertentu atau domain produk dari sudut pandang personalisasi dan preferensi setiap pengguna. Penelitian ini membahas pendekatan yang ada yang digunakan oleh berbagai sistem rekomendasi, perbandingannya, dan mengusulkan metode yang membahas kekurangan praktik yang ada dalam membangun sistem rekomendasi dengan menggunakan algoritma Apriori dan menggunakan aturan mining asosiasi.

**Kata Kunci :** Sistem rekomendasi, algoritma apriori, preferensi, aturan asosiasi.

### 1. Pendahuluan

Sistem informasi dan ruang produk saat ini terdiri dari sejumlah besar informasi yang tidak mungkin diukur secara manual. Sistem pemberi rekomendasi berguna untuk memberikan rekomendasi produk yang akan yang dipilih berdasarkan preferensi masa lalu, riwayat pembelian, dan informasi demografis (Zen Munawar, Putri, & Musadad, 2020). Dengan demikian, rekomendasi kepada pengguna telah menjadi proses yang tidak dapat dicabut dalam membuat sistem informasi dan katalog e-commerce jauh lebih intuitif dan interaktif dengan pengguna, dan oleh karena itu merupakan bidang penelitian yang berkembang pesat. Secara komersial, e-commerce dapat disebut sebagai kegiatan yang berusaha menciptakan transaksi yang panjang antara perusahaan dan individu (Zen Munawar, 2018). Berbagai teknik, metodologi, dan algoritma telah dipraktikkan, yang memberikan rekomendasi berdasarkan berbagai parameter spesifik pengguna, preferensi mereka, dan item yang mereka sukai, yang berkaitan dengan persyaratan sistem informasi atau e-commerce, tugas tertentu, atau dari perspektif pengguna dan preferensi mereka yang diperoleh dari peringkat yang terkait dengan setiap metrik parameter. Satu benang merah dalam penelitian sistem rekomendasi adalah perlunya menggabungkan teknik rekomendasi untuk mencapai kinerja puncak. Semua teknik rekomendasi yang diketahui memiliki kekuatan dan kelemahan, dan

banyak peneliti telah memilih untuk menggabungkan teknik dengan cara yang berbeda. Penelitian ini melakukan literasi dari berbagai teknik rekomendasi yang sedang diteliti, menganalisisnya dalam kaitannya dengan data yang mendukung rekomendasi dan algoritma yang beroperasi pada data tersebut, dan memeriksa berbagai teknik hibridisasi yang telah diusulkan. Analisis ini menunjukkan sejumlah kemungkinan hibrid yang belum dieksplorasi. Selain itu, dapat menunjukkan bahwa peringkat semantik yang disediakan oleh bagian sistem berbasis pengetahuan memberikan dorongan tambahan pada kinerja hibrid. Metode ini digunakan agar menghasilkan suatu tampilan antarmuka pengguna aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan pengguna (Zen Munawar, Fudsyi, & Musadad, 2019).

Algoritma Apriori, untuk membangun sistem rekomendasi yang dipersonalisasi, aturan asosiasi sangat penting untuk memprediksi minat pengguna pada item yang ada dalam dataset yang sedang dievaluasi (Wang, Chuang, Hsu, & Keh, 2004). Aturan asosiasi ini membentuk dasar dari algoritma Apriori yang terkenal. Algoritma menjawab seberapa sering item muncul bersama atau berapa probabilitas item dibeli bersama. Dinamakan apriori karena berdasarkan kemampuannya untuk menggunakan pengetahuan sebelumnya tentang properti item dari kumpulan data, ini paling cocok untuk catatan transaksi seperti alat keranjang pasar. Aturan asosiasi untuk algoritma didasarkan pada parameter tertentu seperti kepercayaan dan dukungan yang terkait dengan probabilitas bersyarat dan frekuensi item yang muncul di set masing-masing.

Ketersediaan dataset dan informasi yang begitu besar di web dan internet, Sistem Rekomendasi juga terikat untuk mengikuti berbagai teknik tertentu untuk berbagai jenis fungsinya, dijelaskan sebagai berikut: Kolaboratif, ini adalah teknik di mana data dari berbagai pengguna berkolaborasi. Data yang terkumpul dianalisis dan selanjutnya dirumuskan preferensi dan selera kelompok pengguna. Berdasarkan hasil ini, sistem kolaboratif digunakan untuk merekomendasikan item kepada pengguna lain, dengan preferensi yang sama. Berbasis konten, Metode ini bergantung pada penggunaan kata kunci tertutup. Algoritma yang ditetapkan melacak informasi dari berbagai pengguna dan menilai selera berdasarkan hal tersebut. Pengetahuan yang sama membantu sistem berbasis konten untuk merekomendasikan item yang cocok dengan selera yang sama dengan menghitung preferensi pengguna lain berdasarkan pencarian kata kunci.

Berbasis demografi, dalam pendekatan ini, tidak ada persyaratan riwayat data pengguna atau jenis apa pun yang terkait. Algoritma dimasukkan dengan kumpulan data dari area demografis tetap bersama dengan survei area yang sama untuk kewaspadaan lebih lanjut. Bertindak di atasnya, sistem pemberi rekomendasi tersebut dapat menghasilkan hasil yang sama untuk wilayah yang bersangkutan. Berbasis pengetahuan, bekerja pada pengetahuan fungsional yaitu memiliki informasi kebutuhan pengguna dan deskripsi item dan dengan demikian tugas algoritma adalah membangun hubungan antara kedua ujungnya untuk menyelesaikan transaksi. Hibrid, merupakan kombinasi dari dua atau lebih dari dua metode yang digunakan untuk memberikan satu pendekatan menuju sistem rekomendasi yang lebih efisien dan andal atau lebih tepatnya menghilangkan kekurangan dalam teknik solo, disebut sebagai sistem rekomendasi hibrid.

## 2. Sistem Rekomendasi

Tujuan dari sistem rekomendasi bukan untuk membentuk rekomendasi, memprediksi peringkat atau peringkat, atau memesan item. Maksud sebenarnya, ini untuk membantu dan membantu pengguna. Mempertimbangkan skenario yang penuh harapan, sistem rekomendasi dapat memberikan layanan untuk propaganda yang lebih besar dan lebih baik dan dengan demikian, hal yang sama dianggap kurang dieksplorasi (Jannach & Adomavicius, 2016), sementara itu memiliki masa depan yang berkembang pesat di masa depan. Dengan bidang pembelajaran mesin yang terus berkembang dan perubahan besar dalam penyimpanan dan penggunaan informasi di sekitar kita, sistem pemberi rekomendasi mulai memiliki peran penting dan penting untuk dimainkan, yang dapat dilihat sebagai kebutuhan bagi keduanya, bisnis elektronik. ritel dan pelanggan berikut mereka (Polatidis & K. Georgiadis, 2013). Mereka menemukan penerapan maksimal dalam disiplin bisnis berbasis *online*. Desain merupakan tahapan perantara untuk memetakan spesifikasi atau kebutuhan aplikasi yang akan dibangun (Zen Munawar, 2019a).

Sistem rekomendasi berdasarkan pemfilteran berbasis konten berfokus pada item yang mirip satu sama lain. Rekomendasi didasarkan pada teknik sederhana ini yang bertujuan untuk mencocokkan deskripsi item dengan profil pengguna berdasarkan minat mereka (Pazzani & Billsus, 2007). Dengan mempelajari profil pengguna secara cermat, item serupa disarankan kepada pengguna. Profil ini diperbarui secara berkala dengan mempelajari tanggapan pengguna terhadap item tertentu yang mungkin telah digunakannya. Rekomendasi yang cermat dibuat dengan mengambil dokumen lain yang serupa dengan yang sebelumnya disukai oleh pengguna. Di sisi lain, penyaringan kolaboratif bekerja dengan asumsi bahwa pengguna dengan selera dan preferensi yang sama akan merasakan hal-hal yang serupa (Schafer, Frankowski, Herlocker, & Sen, 2007). Pusat data terdiri dari sekelompok server yang saling terhubung dan mampu melakukan komputasi kinerja tinggi (Zen Munawar, 2020a). Ada dua jenis sistem kolaboratif: pemfilteran kolaboratif berbasis pengguna dan pemfilteran kolaboratif berbasis item. Pemfilteran kolaboratif berbasis pengguna mengidentifikasi pengguna yang serupa dan kemudian menggabungkan skor peringkat mereka untuk membuat prediksi intuitif kepada pengguna menggunakan algoritma pembelajaran yang diawasi atau tidak diawasi. Pemfilteran kolaboratif berbasis item bekerja dengan cara yang sama, tetapi terlihat menjadi satu set item; pengguna target telah menilai item dan algoritma ini menghitung seberapa mirip item dengan item target di bawah rekomendasi (Wei, Ye, Zhang, Huang, & Zhu, 2012). Penelitian sebelumnya sudah menyelidiki apakah ada efek signifikan dalam keakuratan model prediktif yang efektif (Zen Munawar, 2017). Setelah itu juga menggabungkan preferensi pelanggan sebelumnya berdasarkan kesamaan item tersebut.

Individu dapat meminta pendapat mengenai buku, musik, film dari orang lain untuk membuat keputusan. Inilah ide inti dari perancangan sistem rekomendasi. Sistem rekomendasi diperlukan karena sebelumnya terdapat kelemahan pada sistem berbasis konten (Z Munawar, Suryana, Sa'aya, & Herdiana, 2020). Sistem pemberi rekomendasi yang dipersonalisasi menggabungkan ide dari pencarian informasi (Zen Munawar,

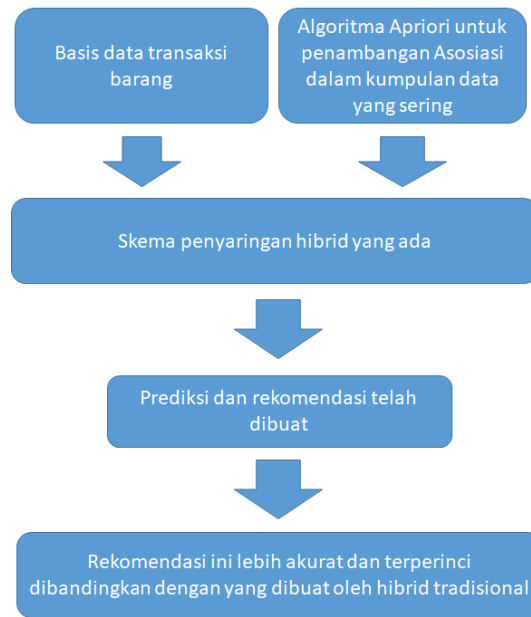
2019b). Tantangan untuk solo dan teknik kombinatorial dari berbagai metode dan algoritma, para peneliti datang dengan pendekatan hibrid mereka sendiri (Chikhaoui, Chiazzaro, & Wang, 2011) yang merupakan gabungan dari penyaringan kolaboratif berbasis lingkungan, penyaringan berbasis konten, penyaringan demografis, Prediksi peringkat dan masalah *Cold Start*. Evaluasi dan perbandingan yang dilakukan atas dasar RMS (*root mean square*) rumus F-measure, *Precision* dan *Coverage*, secara identik menunjukkan kinerja yang lebih baik dari yang lainnya.

Profil pengguna dan sumber daya yang ada di perpustakaan bertindak sebagai batasan vektor untuk sistem rekomendasi yang berisi frekuensi istilah untuk setiap kata kunci yang signifikan. Juga digunakan adalah pengklasifikasi berbasis k-terdekat Tetangga yang menggunakan pendekatan berbasis jarak dan akurasi untuk membuat keputusan berikut (Shirude & Kolhe, 2016). Metode tersebut dilakukan pada dataset *Library* dan hasil estimasi ternyata baik dan tidak bias. Algoritma apriori yang terkenal telah dimodifikasi untuk membangun sistem rekomendasi yang dipersonalisasi (Lazcorreta, Botella, & Fernández-Caballero, 2008). Teknik Apriori adalah pendekatan *bottom-up* berpengaruh yang bekerja pada aturan asosiasi tertentu yang terkait dengan berbagai item database. Dalam penelitian ini, penekanan diberikan pada menemukan aturan-aturan tersebut dan membantu ini untuk memberikan rekomendasi yang sesuai bagi pengguna. Penelitian ini mengikuti prosedur dua langkah yang digunakan untuk mempelajari perilaku pengguna yang berkaitan dengan keberadaan aturan asosiasi diikuti dengan menganalisis aturan yang saling terkait untuk lebih memahami semua persyaratan pengguna.

### 3. Usulan Implementasi

Masih terdapat masalah yang terkait dengan sistem rekomendasi yang ada (Ghazanfar & Prugel-Bennett, 2010) seperti skalabilitas, rekomendasi berkualitas buruk, cakupan rendah, dan lain-lain. Dalam penelitian ini bertujuan untuk mempelajari teknik yang sudah ada dari konten berbasis dan penyaringan kolaboratif yang dapat digabungkan untuk membentuk sistem hibrid. Namun, untuk membuat sistem lebih efisien, diusulkan sistem hibrid yang menggunakan algoritma berbasis mining asosiasi bersama dengan teknik yang ada.

Penelitian ini mengusulkan metode dimana data direkomendasikan kepada pengguna berdasarkan peringkat pengguna serupa lainnya dan juga berdasarkan riwayat pengguna sendiri dalam membeli data serupa. Setelah kesamaan dipelajari dan data dianalisis berdasarkan pengalaman masa lalu, aturan asosiasi digunakan untuk menentukan skor yang memprediksi kemungkinan dua item dari kumpulan data dibeli bersama. Sejumlah algoritma seperti K-*neighbourhood* telah disebarkan dan diperiksa. Pada pengamatan dan perbandingan dengan berbagai prosedur mining, kedua teknik tersebut kemudian digabungkan dan digunakan dengan algoritma Apriori mining asosiasi yang menghasilkan yang terbaik untuk memberikan rekomendasi skala komersial berkualitas baik kepada pengguna. Gambar di bawah ini menjelaskan secara diagram pendekatan yang penulis usulkan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Representasi diagram dari metodologi yang diusulkan, di mana algoritma Apriori mining asosiasi diterapkan pada hibrid dari skema pemfilteran yang ada

Implementasi, menggunakan Python Jupyter notebook untuk mengimplementasikan kode, membuat rekomendasi yang sesuai berdasarkan minat dan preferensi pengguna. Bagian dari kode menghitung skor asosiasi kumpulan item untuk memprediksi probabilitas dua atau lebih item data yang sering muncul bersama dalam sampel. Pendekatan apriori digunakan sebagai mining asosiasi pada hibrid berbasis konten dan skema penyaringan kolaboratif, dan membantu menghasilkan set semua item (Hamilton, 2020). Algoritma diberikan sebagai berikut:

1. Iterasi pertama

- a. Hasilkan kumpulan item kandidat di  $C_1$
- b. Simpan item yang sering muncul di 1 iterasi ke-k
  - a. Hasilkan kandidat itemset di dari frequent itemset di 1
    - i. Gabungkan  $1_p$  dengan  $1_q$ , sebagai berikut:  
 masukkan ke dalam  $C_k$   
 pilih hal.  $item_1$ , hal.  $item_2, \dots$ , hal.  $1, q.item_{k-1}$   
 Dari  $L_{k-1p}, L_{k-1q}$   
 Dimana  $p.item_1 = q.item_1, \dots, p.item_{k-2} = q.item_{k-2}, p.item_{k-1} < q.item_{k-1}$
    - ii. Hasilkan semua  $(k-1)$ -subsets dari kandidat itemsets di  $C_k$
    - iii. Pangkas semua kandidat itemset dari di mana beberapa  $(k-1)$ -subset dari kandidat itemset tidak ada dalam frequent itemset 1
  - b. Pindai database transaksi untuk menentukan dukungan untuk setiap kumpulan item kandidat di  $C_k$
  - c. Simpan kumpulan item yang sering digunakan di k

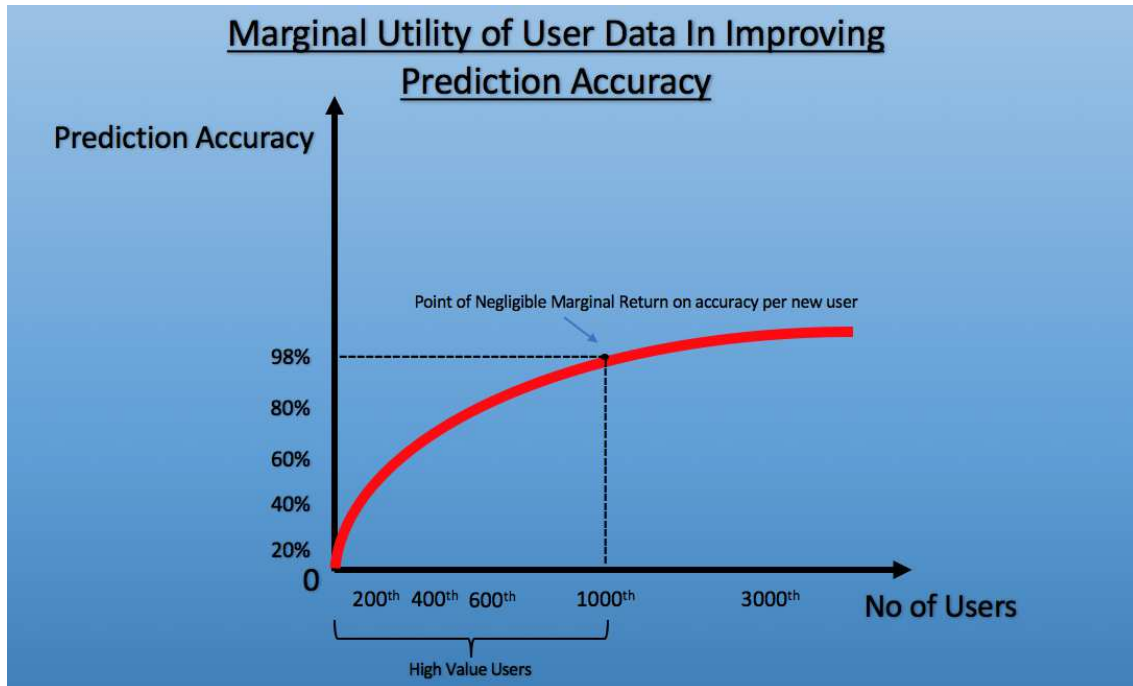
Beberapa iterasi dilakukan untuk pencarian di database untuk menemukan frequent itemsets dimana k-item set digunakan untuk menghasilkan k+1-itemsets. Representasi grafis dilakukan dengan menggunakan kluster yang mewakili asosiasi item terdekat dan tertentu dalam dataset. Penelitian yang diimplementasikan selanjutnya memberikan output dalam bentuk grafik batang dan klaster yang pada gilirannya memungkinkan sistem pemberi rekomendasi untuk mengumpulkan kemungkinan dan memberikan rekomendasi terbaik dari kumpulan data yang tersedia.

Dunia saat ini tidak lepas dari peran data karena semua dibangun di atas sebuah fondasi data (Zen Munawar, Siswoyo, & Herman, 2017). E-commerce membutuhkan sejumlah besar data, sering disebut dengan big data. Teknologi big data telah terbukti efektif dalam memproses berbagai jenis data (Zen Munawar & Putri, 2020). Sistem akan dirancang dan dipersiapkan untuk implementasi (Zen Munawar, 2020b). Saat ini, sejumlah besar data yang dikumpulkan dan dihasilkan setiap hari menawarkan berbagai peluang analitis bagi organisasi untuk mengungkap informasi yang bermanfaat untuk operasinya (Munawar, Zen and Putri, 2020).

#### **4. Analisis, Hasil dan Pembahasan**

##### **4.1 Analisis**

Awalnya, penelitian mengamati tren di bidang akurasi dan cakupan metodologi yang berbeda, dan hasil praktik rinci mereka diamati ke dalam berbagai kedalaman dengan mengubah persentase data yang digunakan dalam set pelatihan. Diamati bahwa efisiensi dan akurasi dari semua metodologi meningkat seiring dengan peningkatan persentase. Tren ini muncul seperti yang diharapkan secara alami karena dengan meningkatnya data yang akan digunakan dalam pelatihan dari set pelatihan, kepadatan matriks peringkat semakin meningkat secara menyeluruh, sehingga prediksi sekarang dapat dibuat oleh masing-masing algoritma lebih akurat sebagai algoritma memiliki lebih banyak informasi untuk digunakan dalam penghitungan.



Gambar 2. Tren akurasi prediksi yang menunjukkan utilitas marginal dan titik pengembalian marginal teknis (Mainak, 2020)

Pendekatan yang ada dari pemfilteran berbasis konten dan kolaboratif bersama dengan berbagai kombinasi gabungannya secara inheren memiliki beberapa keterbatasan. Secara praktis, sistem rekomendasi komersial menggunakan kumpulan data yang sangat besar untuk mengakumulasi semua pengguna dengan semua item, hal ini menimbulkan tantangan dalam penghitungan prediksi dan rekomendasi. Ini adalah masalah sparitas data. Karena pilihan pengguna sebelumnya juga dipertimbangkan dalam pendekatan untuk membuat rekomendasi yang bagus, pengguna baru harus menilai sejumlah besar item terlebih dahulu agar sistem dapat memperoleh preferensi secara akurat dan memberikan rekomendasi yang dapat diandalkan. Demikian pula, item baru juga perlu direkomendasikan oleh pengguna dalam jumlah yang cukup sehingga dapat disajikan kepada pengguna dengan selera yang sama. Ini mengacu pada masalah *cold start*.

Dalam algoritma tradisional, masalah yang sangat penting adalah skalabilitas. Mempertimbangkan misalnya sistem dengan jutaan pengguna  $O(M)$  bersama dengan jutaan item  $O(N)$ , kompleksitas algoritma yang diterapkan sudah menjadi sangat besar untuk komputasi dan penerapan praktis. Jadi, pendekatan hibrid yang menerapkan asosiasi dan teknik pengelompokan lainnya membantu menjaga sistem rekomendasi tidak terlalu rumit dan lebih cocok untuk penggunaan praktis dan komersial di mana kumpulan data waktu nyata yang sangat besar digunakan dalam membuat prediksi (Hao, Zhou, Liu, Lyu, & King, 2011).

Tabel 1. Tabel yang menunjukkan perbandingan efisiensi komputasi dari berbagai algoritma yang dipelajari untuk prediksi (Cacheda, Carneiro, & Andez, 2011)

Algorithm	Prediction	Training
User-based	-	$O(mn)$
Item-based $O(mn^2)$	$O(mn^2)$	$O(n)$
Similarity fusion	$O(n^2m + m^2n)$	$O(mn)$
Personality diagnosis	$O(m^2n)$	$O(n)$
Regression-based	$O(mn^2)$	$O(n)$
Slope one	$O(mn^2)$	$O(n)$
LSI/SVD	$O((m+n)^3)$	$O(1)$
RSVD	$O(mnk)$	$O(1)$
NSVD2	$O(mnk)$	$O(1)$
SVD++	$O(mn^2k)$	$O(1)$
Integrated model	$O(mn^2k)$	$O(1)$
Cluster-based smoothing	$O(mn\alpha + m^2n)$	$O(mn)$
Tendencies-based	$O(mn)$	$O(1)$

Perbedaan praktis lainnya adalah dalam sesi atau unit agregasi. Penerapan aturan asosiasi dalam pendekatan yang diusulkan membuat pendekatan hibrid sederhana sensitif terhadap sesi. Dalam pemfilteran kolaboratif berbasis pengguna atau item, pengguna adalah unit yang ditunjuk item yang dikonsumsi oleh pengguna yang sama dihitung di semua sesi pengguna, sementara dalam aturan asosiasi, mining biasanya dilakukan untuk sesi secara individual, ketika item muncul bersama di sesi yang sama.

Dengan demikian, berbagai algoritma dibandingkan tetapi hampir semua algoritma berbasis tetangga terdekat tampak lemah untuk basis data besar, sehingga menunjukkan masalah sparsity dan skalabilitas untuk set data skala komersial. Studi eksperimental dan pengamatan implementasi ini dengan jelas menunjukkan bahwa sistem rekomendasi berdasarkan algoritma Apriori yang ditingkatkan bersama dengan aturan asosiasi meningkatkan efisiensi mining data secara iteratif untuk mencapai kesatuan dan akurasi rekomendasi.

Dengan diterapkannya berbagai jenis sistem rekomen der yang telah mampu memenuhi kebutuhan yang dipikirkan darinya, masih datang dengan seperangkat masalah dan batasannya sendiri yang rencananya akan dicari seiring dengan berjalannya waktu. Keterbatasan seperti (Sharma & Mann, 2013) Masalah Cold Start, Skalabilitas, Sparsity, dan masalah Over-spesialisasi masih mengganggu kerja efisien sempurna dari sistem rekomendasi. Sejauh menyangkut masa depan, sistem pemberi rekomendasi memiliki cakupan yang cerah. Itu dapat dilihat diperluas dan diimplementasikan di berbagai situs dan fungsi yang berbeda. Algoritma dapat berlarut-larut ke konten web, mining struktur web, dan berbagai teknik ekstraksi data (Raghani, 2020).



Bagian terpenting dari algoritma pemberi rekomendasi adalah data, dan penyiapan kumpulan data. Informasi atau data yang dikumpulkan dapat diubah dengan mudah menjadi format yang dapat dibaca dengan bantuan alat intelijen bisnis (Putri, Komalasari, & Munawar, 2020). Sebagian besar sistem yang dihasilkan komputer bersifat eksplisit dan merupakan representasi simbolis untuk pengetahuan terkait tentang domain tertentu (Putri et al., 2020).

## 5. Kesimpulan

Sistem rekomendasi merupakan bidang yang terus berkembang karena banyaknya data dan pengguna yang saling berinteraksi dalam bentuk katalog melalui internet. Dengan demikian, rekomendasi yang sesuai yang benar-benar berpusat pada pengguna dan didedikasikan untuk setiap pengguna, secara langsung berarti lebih banyak keterlibatan pengguna di portal rekomendasi tertentu. Dalam penelitian ini, sejumlah metodologi yang secara tradisional digunakan dalam membuat rekomendasi dan prediksi berdasarkan peringkat dan parameter lain telah dibahas. Kekurangan dari metode dan algoritma yang ada ini direalisasikan dan perbaikannya menjadi dasar metode rekomendasi yang diusulkan. Penelitian ini menerapkan di Jupyter sistem rekomendasi yang pada dasarnya adalah hibrid dari konten berbasis dan kolaboratif pemfilteran tetapi menerapkan algoritma apriori bersama dengan aturan asosiasi pada berbagai parameter untuk secara komprehensif menganalisis contoh dalam kumpulan data dan membuatnya sangat akurat dan sangat rekomendasi lebih cepat. Tren data di bawah berbagai algoritma untuk prediksi juga telah dipelajari secara teoritis dan telah diamati dengan tepat dalam implementasi program dari sistem yang disebutkan di atas. Penelitian ini mengusulkan metode prediksi dan rekomendasi tersebut berdasarkan pengguna, peringkat pengguna, dan peringkat lainnya pada parameter pilihan lain yang mengatasi keterbatasan individu dasar dari pendekatan yang ada dengan menggunakan algoritma apriori, dan kemudian menggunakan aturan mining asosiasi untuk memahami kumpulan data dengan lebih baik bersama dengan preferensi pengguna dan frekuensinya. Dengan demikian, pendekatan hibrid terhadap mining dan prediksi meningkatkan efisiensi sistem secara keseluruhan dan membuat sistem menarik secara signifikan dan pro-pengguna. Penelitian lebih lanjut di bidang ini dapat membantu mengembangkan sistem rekomendasi yang lebih baik dan lebih cepat yang dapat menangani kumpulan data yang lebih besar dan memberikan rekomendasi yang akurat menggunakan berbagai pendekatan hibrid.

## Daftar Pustaka

- Cacheda, F., Carneiro, I., & Andez, D. F. (2011). *Comparison of collaborative filtering algorithms : Limitations of current techniques and proposals for scalable , high-performance recommender systems Comparison of Collaborative Filtering Algorithms : Limitations of Current Techniques and Proposals for S.* 5(1), 1–33. <https://doi.org/10.1145/1921591.1921593>
- Chikhaoui, B., Chiazzaro, M., & Wang, S. (2011). An improved hybrid recommender system by combining predictions. *Proceedings - 25th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*,

- WAINA 2011, 644–649. <https://doi.org/10.1109/WAINA.2011.12>
- Ghazanfar, M. A., & Prugel-Bennett, A. (2010). A scalable, accurate hybrid recommender system. *3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, WKDD 2010*, (2), 94–98. <https://doi.org/10.1109/WKDD.2010.117>
- Hamilton, H. (2020). Apriori Itemset Generation. *Computer Science 831: Knowledge Discovery in Databases*. Retrieved April 20, 1BC, from KDD Web website: <http://www2.cs.uregina.ca/~hamilton/courses/831/index.html>
- Hao, M., Zhou, D., Liu, C., Lyu, M. R., & King, I. (2011). Recommender systems with social regularization. *Proceedings of the 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM 2011*, 287–296. <https://doi.org/10.1145/1935826.1935877>
- Jannach, D., & Adomavicius, G. (2016). Recommendations with a purpose. *RecSys 2016 - Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems*, 7–10. <https://doi.org/10.1145/2959100.2959186>
- Lazcorreta, E., Botella, F., & Fernández-Caballero, A. (2008). Towards personalized recommendation by two-step modified Apriori data mining algorithm. *Expert Systems with Applications*, 35(3), 1422–1429. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.048>
- Mainak, D. (2020). Collaborative Filtering and The First User's Disadvantage: An Emerging Area of Concern. Retrieved April 20, 2020, from Digital Policy Organization website: <http://www.digitalpolicy.org/collaborative-filtering-first-users-disadvantage-emerging-area-concern/>
- Munawar, Zen and Putri, N. I. (2020). Keamanan Jaringan Komputer Pada Era Big Data. *J-SIKA/ Jurnal Sistem Informasi Karya Anak Bangsa*, 02(01), 14–20.
- Munawar, Z, Suryana, N., Sa'aya, Z. B., & Herdiana, Y. (2020). Framework With An Approach To The User As An Evaluation For The Recommender Systems. *2020 Fifth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICIC50835.2020.9288565>
- Munawar, Zen. (2017). Penggunaan Profil Media Sosial Untuk Memprediksi Kepribadian. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 4(2 SE-Articles), 18–37. <https://doi.org/10.38204/tematik.v4i2.176>
- Munawar, Zen. (2018). Keamanan Pada E-Commerce Usaha Kecil dan Menengah. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 5(1), 1–16. <https://doi.org/10.38204/tematik.v5i1.144>
- Munawar, Zen. (2019a). Aplikasi Registrasi Seminar Berbasis Web Menggunakan QR Code pada Universitas XYZ. *Tematik, Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 6(2), 68–77. <https://doi.org/10.38204/tematik.v6i2.246>
- Munawar, Zen. (2019b). Meningkatkan Kinerja Individu melalui Kritik/Saran menggunakan Recommender System . *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 6(1 SE-Articles). <https://doi.org/10.38204/tematik.v6i1.185>
- Munawar, Zen. (2020a). Mekanisme keselamatan, keamanan dan keberlanjutan untuk sistem siber fisik. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(1), 58–87. <https://doi.org/10.38204/tematik.v7i1.371>
- Munawar, Zen. (2020b). Perbaikan Teknis Sistem Pencatatan Persediaan Barang Berbasis Komputer Bagi Pedagang Buku Pasar Palasari Kota Bandung Menghadapi Era Pasar Kompetitif. *JAST : Jurnal Aplikasi Sains Dan Teknologi*,

- 4(1), 52. <https://doi.org/10.33366/jast.v4i1.1587>
- Munawar, Zen, Fudsyi, M. I., & Musadad, D. Z. (2019). Perancangan Interface Aplikasi Pencatatan Persediaan Barang Di Kios Buku Palasari Bandung Dengan Metode User Centered Design Menggunakan Balsamiq Mockups. *Jurnal Informatika*, 6(2), 10–20.
- Munawar, Zen, & Putri, N. I. (2020). Keamanan IoT Dengan Deep Learning dan Teknologi Big Data. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(2), 161–185. <https://doi.org/10.38204/tematik.v7i2.479>
- Munawar, Zen, Putri, N. I., & Musadad, D. Z. (2020). Meningkatkan Rekomendasi Menggunakan Algoritma Perbedaan Topik. *J-SIKA/ Jurnal Sistem Informasi Karya Anak Bangsa*, 02(02), 17–26. Retrieved from <https://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/378>
- Munawar, Zen, Siswoyo, B., & Herman, N. S. (2017). Machine learning approach for analysis of social media. *ADRI International. Journal. Information. Technology*, 1, 5–8.
- Pazzani, M., & Billsus, D. (2007). Content-Based Recommendation Systems. *The Adaptive Web*, 4321, 325–341. LNCS.
- Polatidis, N., & K. Georgiadis, C. (2013). Recommender Systems: The Importance of Personalization in E-Business Environments. *International Journal of E-Entrepreneurship and Innovation*, 4(4), 32–46. <https://doi.org/10.4018/ijeei.2013100103>
- Putri, N. I., Komalasari, R., & Munawar, Z. (2020). Pentingnya Keamanan Data dalam Intelijen Bisnis. *J-SIKA/ Jurnal Sistem Informasi Karya Anak Bangsa*, 02(02), 41–48.
- Raghani, V. (2020). Recommender Systems using Apriori – An Application in Retail using Python. Retrieved April 20, 2020, from <https://labs.sogeti.com/recommender-systems-using-apriori/>
- Schafer, J. Ben, Frankowski, D., Herlocker, J., & Sen, S. (2007). Collaborative Filtering Recommender Systems. *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*, (January 2007), 291–323. Retrieved from [https://www.researchgate.net/profile/Shilad-Sen/publication/200121027\\_Collaborative\\_Filtering\\_Recommender\\_Systems/links/547691850cf2778985b08077/Collaborative-Filtering-Recommender-Systems.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Shilad-Sen/publication/200121027_Collaborative_Filtering_Recommender_Systems/links/547691850cf2778985b08077/Collaborative-Filtering-Recommender-Systems.pdf)
- Sharma, M., & Mann, S. (2013). A Survey of Recommender Systems : Approaches and Limitations. *International Journal of Innovations in Engineering and Technology*, 2(2), 8–14. Retrieved from <https://pdfs.semanticscholar.org/fa41/dc4b60eecedf1c41e2ae488044827dd79384.pdf>
- Shirude, S., & Kolhe, S. (2016). Machine Learning Using K-Nearest Neighbor for Library Resources Classification in Agent-Based Library Recommender System. In *Advances in Computing Applications* (pp. 17–29). [https://doi.org/10.1007/978-981-10-2630-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-981-10-2630-0_2)
- Wang, Y. F., Chuang, Y. L., Hsu, M. H., & Keh, H. C. (2004). A personalized recommender system for the cosmetic business. *Expert Systems with Applications*, 26(3), 427–434. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2003.10.001>
- Wei, S., Ye, N., Zhang, S., Huang, X., & Zhu, J. (2012). Collaborative filtering

recommendation algorithm based on item clustering and global similarity.  
*Proceedings of the 2012 5th International Conference on Business Intelligence and  
Financial Engineering, BIFE 2012*, (1), 69–72.  
<https://doi.org/10.1109/BIFE.2012.23>