

SISTEM REKOMENDASI UNTUK TOKO ONLINE KECIL DAN MENENGAH

Yaya Suharya, Yudi Herdiana¹, Novianti Indah Putri², Zen Munawar³

Teknik Informatika^{1,2}, Manajemen Informatika³

Universitas Bale Bandung^{1,2}, Politeknik LP3I Bandung³

e-mail:yayasuharya@unibba.ac.id, ydherdn@gmail.com¹,

noviantiindahputri2021@gmail.com².,munawarzen@gmail.com³

Abstrak : Sistem pemberi rekomendasi sering digunakan di toko elektronik untuk menyarankan produk serupa atau terkait, produk yang berpotensi menarik bagi pelanggan tertentu, atau serangkaian produk untuk kampanye pemasaran. Sistem rekomendasi telah menjadi bagian yang tidak dapat dipisahkan dari hampir semua sistem berbasis informasi serta e-commerce pada umumnya. Sebagian besar sistem pemberi rekomendasi menggunakan metode penyaringan kolaboratif untuk memberikan informasi personalisasi. Metode penyaringan kolaboratif adalah cara yang sangat efisien dan nyaman untuk mencapai personalisasi karena tidak perlu memperkenalkan informasi semantik tentang produk atau menghubungkan produk dan pengguna secara manual. Namun teknik penyaringan kolaboratif memang membutuhkan matriks padat untuk mengembalikan rekomendasi yang relevan. Penelitian ini mengusulkan cara menggabungkan beberapa jenis informasi untuk meningkatkan densitas matriks input. Solusi yang disajikan berfokus pada toko online kecil dan menengah yang dapat mengambil manfaat dari hasil yang disajikan ketika mereka ingin menerapkan sistem rekomendasi dalam aplikasi mereka.

Kata Kunci : Teknologi informasi, atribut informasi, pemrosesan informasi, toko online.

1. Pendahuluan

Sistem rekomendasi telah menjadi bagian yang tak terpisahkan dari hampir semua sistem berbasis informasi serta *e-commerce* pada umumnya (Munawar, Rustiyana, Herdiana, & Putri, 2021). Sistem pemberi rekomendasi berguna untuk memberikan rekomendasi produk yang akan dipilih berdasarkan preferensi masa lalu, riwayat pembelian, dan informasi demografis (Munawar, Putri, & Musadad, 2020). Dalam beberapa tahun terakhir, jumlah aplikasi personalisasi telah meningkat pesat, terutama di bidang perdagangan elektronik di mana personalisasi menjadi faktor keberhasilan yang penting (Manber, Patel, & Robison, 2000). Personalisasi berarti penyaringan informasi untuk setiap orang tertentu untuk memberikan pelanggan interaksi yang disesuaikan atau dipersonalisasi dengan produk, layanan, situs web, dan karyawan perusahaan. Konsep personalisasi adalah persyaratan mendasar untuk toko *online*. Toko *online* sering disebut juga dengan *e-commerce*. Secara komersial, *e-commerce* dapat disebut sebagai kegiatan yang berusaha menciptakan transaksi yang panjang antara perusahaan dan individu, juga melibatkan pertukaran uang, barang (Munawar, 2018). Berbeda dengan toko tradisional, toko elektronik tidak dapat menyediakan kontak pribadi dan konsultasi individu yang merupakan sarana penting dari manajemen hubungan pelanggan. Penggalan pengetahuan produk dapat memandu pengguna saat

melakukan pencarian suatu produk (Munawar, 2019b). Mudah-mudahan, toko *online* dapat memanfaatkan mekanisme personalisasi yang dapat, setidaknya sebagian, mengkompensasi kelemahan kontak virtual dan membantu mengelola hubungan pelanggan secara efisien. Dampak teknologi informasi modern di perusahaan luas dan diwujudkan dalam cara yang paling bervariasi (Putri, Fudsyi, Komalasari, & Munawar, 2021). Sistem pemberi rekomendasi sering digunakan di toko elektronik untuk menyarankan produk serupa yang terkait atau berpotensi menarik untuk pelanggan tertentu atau serangkaian produk untuk kampanye pemasaran. Pada Era komputerisasi ini kebutuhan manusia akan informasi dan perkembangan teknologi di bidang teknologi informasi dan komunikasi (Musadad et al., 2021). Pengguna bisa mengakses toko *online* maka perlu menggunakan program aplikasi. Penggunaan program aplikasi dapat mempermudah dalam pencatatan, perbaikan, serta penghapusan data (Munawar, 2020). Sebagian besar sistem pemberi rekomendasi menggunakan metode penyaringan kolaboratif untuk memberikan informasi yang dipersonalisasi. Aplikasi bisa berjalan dengan baik bila sudah dilakukan pengujian sistem. Proses pengujian dilakukan untuk memastikan apakah sistem berjalan sesuai rencana awal yang telah dibuat atau tidak dan untuk mengetahui letak kesalahan yang ada pada sistem (Munawar, 2019a). Secara umum, sistem rekomendasi sangat berguna bagi pengguna yang belum atau kurang pengalaman serta kurang pengetahuan dalam memilih banyak alternatif dan untuk mengevaluasi alternatif, yang lebih relevan daripada yang lain (Putri, Rustiyana, Herdiana, & Munawar, 2021).

Titik awal untuk penyaringan kolaboratif adalah m-by-n-matrix disebut matriks rating dengan m mengacu pada pelanggan (baris) dan n mengacu pada produk (kolom). Dengan menggunakan teknik yang berbeda, persamaan antara produk (teknik berbasis item) atau antara pengguna (teknik berbasis pengguna) dihitung. Informasi dimasukkan oleh pelanggan secara langsung sedangkan informasi implisit diambil dari interaksi pengguna dengan toko. Metode analitik kuantitatif yang diterapkan untuk mengeksplorasi pengembangan penelitian yang menyelidiki teknologi informasi dan komunikasi (Komalasari, Munawar, & Putri, 2021). Informasi eksplisit termasuk peringkat produk yang diberikan oleh pelanggan, informasi implisit termasuk pesanan dan analisis clickstream. Metode penyaringan kolaboratif adalah cara yang sangat efisien dan nyaman untuk mencapai personalisasi karena tidak perlu memperkenalkan informasi semantik tentang produk atau menghubungkan produk dan pengguna secara manual. Interaksi pelanggan dengan toko adalah satu-satunya informasi yang diperlukan, namun, teknik penyaringan kolaboratif memang membutuhkan matriks peringkat yang padat untuk mengembalikan rekomendasi terkait.

Persyaratan memiliki matriks peringkat yang padat untuk menggunakan metode penyaringan kolaboratif bermasalah untuk sistem toko online kecil dan menengah yang tidak dapat mengumpulkan informasi yang cukup tentang pelanggan mereka. Untuk memperjelas masalah ini, penelitian ini menyajikan eksperimen yang dilakukan untuk mendapatkan informasi implisit dan eksplisit. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan densitas matriks rating dari sumber data yang berbeda dan kemudian, untuk menggabungkan informasi eksplisit dan implisit untuk meningkatkan densitas matriks rating. Kombinasi informasi pengguna yang berbeda memungkinkan toko

online kecil dan menengah untuk secara signifikan meningkatkan kepadatan matriks peringkat dan, oleh karena itu, kualitas rekomendasi.

2. Sistem Rekomendasi

Tujuan dari sistem rekomendasi adalah untuk merekomendasikan produk sesuai dengan preferensi pengguna. Area yang luas dari sistem pemberi rekomendasi telah diperkenalkan pada pertengahan 1990-an oleh beberapa penelitian awal tentang penyaringan kolaboratif (Resnick & Varian, 1997), (Shardanand & Maes, 1995). Sedangkan istilah sistem pemberi rekomendasi lebih umum karena terdiri dari penyaringan berbasis konten, penyaringan kolaboratif, serta pendekatan hibrida.

Klasifikasi Sistem Rekomendasi. Sistem rekomendasi dapat diklasifikasikan dalam tiga kelompok berdasarkan pendekatan yang digunakan untuk menghasilkan rekomendasi (Adomavicius, G., Tuzhilin, 2005): Pendekatan penyaringan berbasis konten, Pendekatan penyaringan kolaboratif dan Pendekatan hibrida. Untuk atribut pendekatan penyaringan berbasis konten ditugaskan untuk setiap produk. Dengan menggunakan teknik temu kembali informasi pada atribut-atribut tersebut dimungkinkan untuk memperoleh kesamaan antar produk, sehingga dua produk dengan atribut yang sama memiliki tingkat kesamaan (Basu, Hirsh, & Cohen, 1998). Dengan Sistem Informasi masalah keakuratan, kecepatan informasi dapat diatasi (Munawar, Ismirani Fudsyi, & Zainal Musadad, 2016). Keuntungan dari pemfilteran berbasis konten adalah kemungkinan untuk mendefinisikan secara tepat hubungan antar produk, yaitu untuk cross atau up-selling. Namun keuntungan ini muncul dengan harga tinggi. Di satu sisi, pendekatan ini membutuhkan definisi manual dari sejumlah besar informasi tambahan, mis. kata kunci dan atribut untuk setiap produk. Informasi ini harus selalu *up-to-date*. Di banyak organisasi, teknologi informasi korporat memiliki peran pelaksana utama dibandingkan dengan pemikiran strategis dan inovatif (Putri, Herdiana, Munawar, & Komalasari, 2021). Di sisi lain, pemfilteran berbasis konten menggunakan teknik penambahan data yang rumit untuk menghasilkan informasi yang dipersonalisasi.

Berbeda dengan pemfilteran berbasis konten, pendekatan pemfilteran kolaboratif hanya membutuhkan informasi tentang interaksi dan transaksi pengguna seperti peringkat produk, pesanan, atau informasi aliran klik untuk memberikan rekomendasi. Informasi ini terus diberikan oleh pengguna saat menjelajahi situs web, membeli atau menilai produk. Perbedaan utama lainnya adalah bahwa pendekatan penyaringan kolaboratif didasarkan pada informasi konteks pelanggan. Jadi kekuatan dari pendekatan ini adalah otomatisasi penuh dan semantik berbasis penggunaannya. Namun pendekatan ini membutuhkan sejumlah data tertentu untuk memberikan hasil yang berharga, yaitu jumlah pelanggan dan yang lebih penting kuantitas transaksi pengguna (sering disebut masalah *cold start* dan masalah *first-rater*).

Penyaringan Kolaboratif Berbasis Pengguna dan Berbasis Item. Pendekatan penyaringan kolaboratif dapat diimplementasikan menggunakan metode berbasis pengguna atau berbasis item. Keduanya mengambil sebagai input matriks peringkat dengan pelanggan di dimensi baris dan produk di dimensi kolom. Matriks dua dimensi

ini mewakili hubungan antara pengguna dan produk baik berdasarkan peringkat produk, produk yang dibeli, atau data aliran klik. Jika peringkat produk dipertimbangkan, setiap elemen di persimpangan produk dan pelanggan akan berisi nilai antara -1 dan +1 yang mewakili penilaian pelanggan untuk produk di mana -1 menunjukkan ketidakpuasan yang kuat dan +1 sebagai kasih sayang yang kuat. Tabel 1 menunjukkan contoh matriks peringkat.

Tabel 1. Contoh Matriks Penilaian

	DVD Lost In Transaction	DVD Supremasi Bourne	DVD Kehidupan Akuatik
Mr. Smith	0	+0,5	0
Mr. Johnson	-0,5	-1	+0,5
Mrs. Miller	+1	+0,5	0

Dalam contoh, Mr. Miller adalah penggemar berat produk DVD Lost in Translation karena dia menilainya dengan nilai tertinggi (+1). Namun, Mr. Johnson tidak menyukai produk tersebut dan karena itu menilainya rendah (-0,5). Prinsip yang sama berlaku untuk pesanan dan informasi aliran klik dengan setiap sel berisi nilai antara 0 dan +1. Dengan demikian +1 menunjukkan pembelian suatu produk dan 0 berarti produk yang belum dibeli. Dalam hal data aliran klik, nilai antara 0 dan +1 menginformasikan seberapa sering pengguna mengunjungi halaman web yang berisi produk tertentu.

Saat menerapkan metode berbasis pengguna, pada langkah pertama, kesamaan antar pengguna dihitung. Perhitungan ini dapat dicapai dengan menerapkan rumus matematika yang berbeda. Dalam tulisan ini, kesamaan antara pengguna dinilai menggunakan metode kosinus (Resnick & Varian, 1997). Setelah kesamaan antara semua pengguna telah dihitung matriks baru dengan pelanggan pada kedua dimensi dan kesamaan sebagai entri dikembalikan (lihat Tabel 2).

Tabel 2. Kesamaan Antar Pelanggan

	Mr. Smith	Mr. Johnson	Mrs. Miller
Mr. Smith	+1	-1	+1
Mr. Johnson	-1	+1	-0,8
Mrs. Miller	+1	+1	-0,8

Gambar 2: Kesamaan antar pelanggan

Berdasarkan matriks ini, setiap pengguna dapat mengekstrak grup pengguna yang paling mirip (tetangga terdekat). Kelompok ini kemudian digunakan pada langkah kedua untuk mendapatkan rekomendasi produk. Prinsip rekomendasinya cukup jelas; jika Mr. Smith sangat mirip dengan Mrs. Miller dan jika Mrs. Miller sangat menyukai produk yang belum dibeli oleh Mr. Smith, kemungkinan Mr. Smith juga menyukai produk ini agak tinggi. Metode berbasis pengguna mengembalikan rekomendasi yang dipersonalisasi karena setiap pengguna menerima proposisi berdasarkan profilnya.

Dalam contoh, kemungkinan besar Mr. Smith menyukai produk DVD *Lost in Translation* karena dia sangat mirip dengan Mrs. Miller yang menilai produk ini tinggi.

Berbeda dengan metode berbasis pengguna, metode berbasis item secara langsung memperoleh kesamaan antara produk. Sekali lagi, beberapa pendekatan matematis dapat digunakan untuk menghitung kesamaan ini. Dalam penelitian ini, metodologi telah dipilih. Metodologi ini menghitung probabilitas bahwa produk X akan dibeli jika produk Y telah dibeli. Ini mewakili rekomendasi yang tidak dipersonalisasi karena setiap pengguna yang melihat produk tertentu akan mendapatkan rekomendasi yang sama. Metode berbasis item sering disebut dengan *Item-based Collaborative Filtering* (Deshpande & Karypis, 2004). Pengantar yang lebih dalam tentang algoritma umum yang digunakan untuk penyaringan kolaboratif berbasis pengguna dan berbasis item serta analisis (Sarwar, Karypis, Konstan, & Riedl, 2000).

3. Rekomendasi Eksperimen

Tujuan dari eksperimen pemberi rekomendasi adalah untuk mengambil informasi implisit dan eksplisit dalam skenario kasus nyata. Informasi eksplisit dimasukkan oleh pelanggan secara langsung melalui peringkat bintang 5 yang umum. Informasi implisit disimpulkan dari perilaku pelanggan di toko online, yaitu pemesanan dan data *clickstream*. Pengaturan eksperimen, percobaan dimulai dengan mendirikan toko online yang berisi 149 DVD film. Semua DVD berisi film yang dirilis dalam 7 tahun terakhir. Hampir 200 siswa diminta untuk bergabung dalam eksperimen dan 83 setuju untuk berpartisipasi. Eksperimen dibagi menjadi dua bagian: Pada bagian pertama, semua siswa harus membeli DVD yang sudah mereka miliki secara virtual. Bagian ini dilakukan untuk mendapatkan informasi order dan *clickstream*. Pada bagian kedua, setiap siswa harus menilai 5 produk yang disajikan kepadanya. Jika siswa mengetahui film tersebut, ia diminta untuk menilainya dengan nilai mulai dari satu hingga lima bintang.

Pada bagian pertama percobaan, 462 produk dibeli oleh 83 siswa yang berpartisipasi. Seorang siswa rata-rata membeli kemudian 5,57 produk. Secara keseluruhan, 109 produk berbeda dipesan, artinya 40 produk tidak terjual sama sekali (hampir 28,8%). Selama bagian kedua percobaan, 99 peringkat untuk 58 produk berbeda telah dikirimkan. Untuk menghitung rekomendasi, algoritma penyaringan kolaboratif berbasis pengguna dan berbasis item telah diimplementasikan. Informasi pesanan dan aliran klik diperoleh dengan menelusuri dan membeli DVD. Kepadatan Matriks dengan Sumber Informasi Tunggal. Dengan 149 produk yang tersedia dan 83 siswa yang berpartisipasi, matriks penilaian R berisi $149 \times 83 = 12367$ sel. Seperti yang telah disebutkan, tiga sumber informasi yang berbeda telah digunakan untuk mengisi matriks peringkat: Peringkat produk yang diberikan oleh pelanggan, item yang dibeli berasal dari pesanan, informasi aliran klik.

Peringkat produk adalah sumber informasi terbaik yang dapat diperoleh toko online karena mencerminkan penilaian akhir pelanggan untuk produk tertentu. Sayangnya informasi ini jarang terjadi karena pelanggan biasanya hanya menilai produk yang telah

mereka beli dan hanya sekelompok kecil pengguna yang menggunakan fungsi ini. 99 peringkat percobaan menggunakan model bintang lima didefinisikan ke dalam matriks peringkat sebagai berikut: -1 untuk satu bintang, -0,5 untuk dua bintang, 0 untuk tiga bintang, +0,5 untuk empat bintang dan +1 untuk lima bintang. Dengan menggunakan informasi ini, bahkan 1% dari semua elemen matriks peringkat tidak terisi. Dengan menggunakan informasi peringkat produk, kepadatan matriks terlalu rendah untuk memungkinkan rekomendasi yang berharga.

Informasi pesanan juga merupakan cara yang baik untuk mendapatkan preferensi pelanggan. Informasi ini mudah diakses dan jauh lebih padat daripada peringkat produk. Namun terkadang orang membeli produk yang sebenarnya tidak mereka sukai. Ini adalah kasus untuk film yang belum mereka tonton dan mereka pikir mereka akan menyukainya. Oleh karena itu peringkat eksplisit lebih dapat diandalkan daripada informasi pesanan. Dalam matriks penilaian, 462 produk yang dibeli oleh 83 siswa diberi tanda +1. Dalam percobaan, setiap siswa memesan rata-rata 5,57 produk dari 149 produk yang tersedia. Menggunakan informasi barang yang dibeli menghasilkan kepadatan matriks 3,74%. Kepadatan matriks ini adalah nilai realistis untuk sistem toko online kecil dan menengah. Nilai ini memungkinkan penghitungan rekomendasi yang valid, namun kepadatan yang lebih tinggi akan memungkinkan pencocokan yang lebih baik antara pelanggan dan hasil yang lebih akurat.

Data clickstream adalah jenis informasi terakhir yang dapat mengarah pada definisi selera pengguna. Ini adalah sumber informasi yang paling substansial tetapi juga paling meragukan. Namun ada korelasi antara halaman web yang dikunjungi dan minat pengguna, terutama jika pengguna mengunjungi beberapa kali halaman produk yang sama. Untuk mencerminkan informasi ini ke dalam matriks peringkat, setiap kali pelanggan mengunjungi halaman produk, sel yang sesuai meningkat sebesar 0,1. Dengan menggunakan informasi clickstream, matriks peringkat mencapai kepadatan 6,2%.

Kepadatan Matriks dengan Sumber Informasi gabungan. Masalah sistem toko kecil dan menengah adalah pertentangan antara kualitas sumber dan kepadatan matriksnya. Untuk mengatasi masalah ini, kombinasi dari berbagai sumber dapat dicapai untuk menggunakan informasi terbaik yang tersedia dan untuk meningkatkan kepadatan matriks.

Matriks peringkat gabungan dapat diperoleh dengan mengikuti aturan:

1. Jika pelanggan telah menilai produk, informasi peringkat digunakan. Karena peringkat adalah informasi yang paling berharga, peringkat itu melampaui pesanan dan informasi aliran klik. Definisi nilai ini didefinisikan dalam subbagian terakhir. Jika pelanggan tidak menilai produk, kami melanjutkan dengan (2).
2. Jika pelanggan telah membeli produk, nilai 0,8 ditetapkan. Perintah adalah indikator terbaik kedua, mereka mengungguli informasi clickstream. Perhatikan bahwa nilai 0,8 ditetapkan alih-alih nilai +1 dari subbagian terakhir. Hal ini dilakukan untuk memasukkan sedikit ketidakpastian dari informasi pesanan. Jika pelanggan tidak membeli produk, kami melanjutkan dengan (3).

3. Jika pelanggan telah mengunjungi halaman produk, nilai antara 0,1 dan 0,6 diatur mengikuti aturan subbagian terakhir. Informasi clickstream adalah informasi yang kurang relevan tetapi berguna jika tidak ada peringkat atau pesanan yang tersedia. Jika pelanggan belum mengunjungi halaman produk, sel matriks tidak diinisialisasi.

Dengan menggabungkan tiga sumber informasi yang tersedia, dimungkinkan untuk mencapai kepadatan matriks 6,8%. Kombinasi ini tidak hanya meningkatkan kepadatan matriks sebesar 0,6 pada informasi clickstream tetapi juga memberikan kualitas informasi yang jauh lebih baik. Peringkat eksplisit memiliki dampak yang jauh lebih baik daripada peringkat implisit (Herlocker, Jonathan L. ; Konstan, Joseph A.; Borchers, Al ; Riedl, 2004). Oleh karena itu, digunakan peringkat eksplisit jika tersedia. Dengan menerapkan juga peringkat implisit, matriks peringkat yang dihasilkan menjadi lebih padat. Banyak peneliti lain mengandalkan matriks peringkat yang memiliki kepadatan jauh lebih tinggi. Contohnya adalah database MovieLens (Beenen et al., 2004) atau dataset EveryMovie yang banyak digunakan (Pennock, Lawrence, & Giles, 2000), berisi 2,8 juta peringkat dari lebih dari 70.000 pengguna. Ini mengarah ke rata-rata 40 peringkat per pengguna. Ini lebih dari 4 kali lebih baik dari kombinasi terbaik kami. Selain itu, semua peringkat dari set data EveryMovie bersifat eksplisit. Kombinasi yang diusulkan dari sumber informasi memungkinkan pada saat yang sama untuk meningkatkan kepadatan matriks peringkat (yaitu menghindari masalah mulai dingin dan masalah peringkat pertama) dan untuk meningkatkan kualitas kualitas informasi di dalam matriks. Pendekatan ini dapat memungkinkan sistem toko online kecil dan menengah untuk sepenuhnya memanfaatkan pendekatan penyaringan kolaboratif.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bagaimana informasi implisit dan eksplisit yang berbeda dapat digabungkan untuk meningkatkan matriks peringkat. Kombinasi dilakukan dengan menggunakan data kasus nyata yang diperoleh dari percobaan. Hasil dari penelitian ini dapat digunakan oleh vendor toko online lainnya yang bertujuan untuk menerapkan sistem rekomendasi dalam aplikasi mereka. Fokus penelitian pada toko online kecil dan menengah. Sistem ini seringkali tidak mampu menggunakan pendekatan penyaringan berbasis konten karena investasi yang tinggi untuk memelihara informasi terkait produk. Di sisi lain, dengan menggunakan pendekatan penyaringan kolaboratif mereka menghadapi masalah kepadatan matriks. Kombinasi informasi implisit dan eksplisit seperti yang dilakukan dalam penelitian ini menawarkan cara yang sederhana dan efisien untuk meningkatkan hasil rekomendasi.

Pendekatan yang disajikan dapat diperluas dengan langkah-langkah berikut: Penelitian ini berkonsentrasi pada penyaringan kolaboratif. Dengan menggunakan pendekatan hibrid, hasilnya dapat ditingkatkan. Namun, pendekatan penyaringan berbasis konten jauh lebih rumit untuk diterapkan. Selain itu, semua pendekatan hibrida mendapat manfaat dari pekerjaan ini karena bagian penyaringan kolaboratif ditingkatkan.

Cara yang jelas untuk meningkatkan rekomendasi dilakukan dengan menggunakan algoritma yang lebih baik. Dalam percobaan, kami menggunakan algoritma standar dan

berkonsentrasi pada matriks input. Ada banyak pendekatan yang telah terbukti lebih baik daripada yang standar. Ini bisa menjadi cara lain untuk meningkatkan hasil. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, pelanggan harus diminta untuk memberikan peringkat eksplisit. Untuk mendorong mereka, mereka bisa mendapatkan manfaat seperti kupon atau diskon.

Terkadang, manajer perusahaan kecil dan menengah mengenal pelanggan mereka dengan cukup baik. Dengan menyediakan cara untuk secara eksplisit menilai produk tertentu untuk mereka, kepadatan matriks peringkat dapat ditingkatkan. Untuk kedepannya, kami tertarik untuk membandingkan hasil kami dengan data toko online nyata lainnya. Oleh karena itu, kami berencana untuk meminta toko online lain untuk memberikan data (anonim) mereka kepada kami. Arah penelitian lain yang menarik adalah penggunaan teknologi fuzzy untuk menciptakan pendekatan hybrid dimana ketidakjelasan digunakan untuk mengatasi masalah pemeliharaan informasi terkait produk.

Cara yang jelas untuk meningkatkan rekomendasi dilakukan dengan menggunakan algoritma yang lebih baik. Dalam percobaan, kami menggunakan algoritma standar dan berkonsentrasi pada matriks input. Ada banyak pendekatan yang telah terbukti lebih baik daripada yang standar. Ini bisa menjadi cara lain untuk meningkatkan hasil. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, pelanggan harus diminta untuk memberikan peringkat eksplisit. Untuk mendorong mereka, mereka bisa mendapatkan manfaat seperti kupon atau diskon. Terkadang, manajer perusahaan kecil dan menengah mengenal pelanggan mereka dengan cukup baik. Dengan menyediakan cara untuk secara eksplisit menilai produk tertentu untuk mereka, kepadatan matriks peringkat dapat ditingkatkan. Untuk kedepannya, kami tertarik untuk membandingkan hasil kami dengan data toko online nyata lainnya. Oleh karena itu, Arah penelitian lain yang menarik adalah penggunaan teknologi fuzzy untuk menciptakan pendekatan hybrid dimana ketidakjelasan digunakan untuk mengatasi masalah pemeliharaan informasi terkait produk.

Daftar Pustaka

- Adomavicius, G., Tuzhilin, A. (2005). Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749. <https://doi.org/10.1109/tkde.2005.99>
- Basu, C., Hirsh, H., & Cohen, W. W. (1998). Recommendation as Classification: Using Social and Content-Based Information in Recommendation. *Proceedings of the 1998 Workshop on Recommender Systems*, 11–15. Menlo Park: Cambridge university press.
- Beenen, G., Ling, K., Wang, X., Chang, K., Frankowski, D., Resnick, P., & Kraut, R. E. (2004). Using social psychology to motivate contributions to online communities. *Proceedings of the ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, CSCW*, 212–221. <https://doi.org/10.1145/1031607.1031642>
- Deshpande, M., & Karypis, G. (2004). Item-based top-N recommendation algorithms.

- ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), 143–177.
<https://doi.org/10.1145/963770.963776>
- Herlocker, Jonathan L. ; Konstan, Joseph A.; Borchers, Al ; Riedl, J. (2004). Evaluating Collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 22(1), 5–53. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_9
- Komalasari, R., Munawar, Z., & Putri, N. I. (2021). Review Penelitian Teknologi Informasi , Komunikasi dan Covid 19 menggunakan teknik Bibliometrik. *Jurnal ICT : Information Communication & Technology*, 20(1), 34–41. Retrieved from <https://ejournal.ikmi.ac.id/index.php/jict-ikmi/article/view/303/pdf>
- Manber, U., Patel, A., & Robison, J. (2000). The Business of Personalization: Experience with Personalization of Yahoo!, Communications of the ACM. *Communication of The ACM*, 43(8), 35–39. <https://doi.org/10.2307/j.ctvct0023.26>
- Munawar, Z. (2018). Keamanan Pada E-Commerce Usaha Kecil dan Menengah. *Tematik*, 5(1), 1–16. <https://doi.org/10.38204/tematik.v5i1.144>
- Munawar, Z. (2019a). Aplikasi Registrasi Seminar Berbasis Web Menggunakan QR Code pada Universitas XYZ. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 6(2), 128–150. <https://doi.org/10.38204/tematik.v6i2.246>
- Munawar, Z. (2019b). Meningkatkan Kinerja Individu melalui Kritik/Saran menggunakan Recommender System. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 6(1), 20–37. <https://doi.org/10.38204/tematik.v6i1.185>
- Munawar, Z. (2020). Mekanisme Keselamatan, Keamanan dan Keberlanjutan untuk Sistem Siber Fisik. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(1), 57–88. <https://doi.org/10.38204/tematik.v7i1.371>
- Munawar, Z., Ismirani Fudsyi, M., & Zainal Musadad, D. (2016). Perancangan Basis Data untuk Sistem Informasi Persediaan ATK pada PT. SPP. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 3(1), 86–99. Retrieved from <http://jurnal.plb.ac.id/index.php/tematik/article/view/219>
- Munawar, Z., 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, Z., Rustiyana, Herdiana, Y., & Putri, N. I. (2021). Sistem Rekomendasi Hibrid Menggunakan Algoritma Apriori Mining Asosiasi. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 8(1), 69–80. <https://doi.org/10.38204/tematik.v8i1.567>
- Musadad, D. Z., Wiganda, J., Munawar, Z., Putri, N. I., Informatika, M., Informatika, M., ... Bandung, B. (2021). Aplikasi Pemeriksaan Barang Promo Berbasis Android Di PT XYZ. *J-SIKA : Jurnal Sistem Informasi Karya Anak Bangsa*, 03(1), 33–42. Retrieved from <http://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/532>
- Pennock, D. M., Lawrence, S., & Giles, C. L. (2000). *Collaborative Filtering by Personality Diagnosis : A Hybrid Memory- and Model-Based Approach*. 473–480.
- Putri, N. I., Fudsyi, M. I., Komalasari, R., & Munawar, Z. (2021). Peran Teknologi Informasi Pada Perubahan Organisasi dan Fungsi Akuntansi Manajemen. *Jurnal Riset Akuntansi Dan Bisnis*, 7(2), 47–58. Retrieved from <https://jurnal.plb.ac.id/index.php/JRAK/article/view/625>
- Putri, N. I., Herdiana, Y., Munawar, Z., & Komalasari, R. (2021). Teknologi Pendidikan

- dan Transformasi Digital di Masa. *Jurnal ICT : Information Communication & Technology*, 20(7), 53–57. Retrieved from <https://ejournal.ikmi.ac.id/index.php/jict-ikmi/article/view/306/pdf>
- Putri, N. I., Rustiyana, Herdiana, Y., & Munawar, Z. (2021). Sistem Rekomendasi Hibrid Pemilihan Mobil Berdasarkan Profil Pengguna dan Profil Barang. *TEMATIK - Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 8(1 SE-Articles), 56–68. <https://doi.org/10.38204/tematik.v8i1.566>
- Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). Recommender Systems. *Communications of the ACM*, 40(3), 56–58. <https://doi.org/10.1145/245108.245121>
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2000). *Analysis of recommendation algorithms for e-commerce*. 158–167. <https://doi.org/10.1145/352871.352887>
- Shardanand, U., & Maes, P. (1995). Social information filltering: Algorithms for automating word of mouth. *Proceedings of the ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 210–217. <https://doi.org/10.1145/223904.223931>