Pembangunan Multi-criteria Recommender System dengan Metode Collaborative Filtering dalam Studi Kasus Rekomendasi Produk Kecantikan

Dhia Aziz Rizqi Arrahman[1], Rita Rismala[2], Ade Romadhony[3]
[1,2,3]Universitas Telkom, Bandung
dhiaaziz@student.telkomuniversity.ac.id[1], ritaris@telkomuniversity.ac.id[2], aderomadhony@telkomuniversity.ac.id[3]

Abstrak
Salah satu metode dasar metode yang dapat diterapkan dalam pembangunan recommender systems adalah Collaborative Filtering. Untuk menaikkan kualitas hasil dari recommender system, dapat diterapkan bentuk multi-criteria dalam sistem rating-nya, yang sebelumnya hanya berbentuk single-criteria. Penerapan multi-criteria yang dimaksud yakni melibatkan aspek tambahan selain nilai rating secara overall, dalam studi kasus ini terdapat penilaian terhadap packaging, penilaian pembelian kembali, dan penilaian kelayakan harga sebagai aspek-aspek tersebut. Dalam penelitian ini, digunakan beberapa pilihan konfigurasi, yakni pendekatan user-based collaborative filtering, perhitungan similarity menggunakan euclidean distance dan prediksi rating menggunakan average dari neighborhood.

Untuk menguji kualitas dari penelitian ini, dilakukan 2 jenis eksperimen yang keduanya diukur menggu-nakan MAE. Uji yang pertama untuk mengetahui jumlah neighborhood terbaik, hasil uji menunjukkan bahwa kualitas recommender system terbaik didapatkan dengan konfigurasi jumlah neighborhood sejum-lah 80 dengan MAE sebesar 2.4197. Sedangkan pengujian yang kedua adalah membandingkan kualitas sistem single-criteria dengan sistem multi-criteria. Sistem single-criteria memperoleh MAE sebesar 3.5906 dan multi-criteria memperoleh MAE sebesar 2.4197

Kata kunci : sistem rekomendasi, collaborative filtering, multi-criteria

Abstract

One of the basic methods that can be applied in recommender systems development is Collaborative Filte-ring. To improve the quality of the results of the recommender system, a multi-criteria form can be applied in the rating system, which was previously only in the form of single criteria. The application of multi-criteria in question that involves additional aspects other than the overall rating value, in this case study there are packaging rating, repurchase rating, and the appraisal of the price as these aspects. In this study, several configuration options were used, namely the user-based collaborative filtering approach, similarity calculation using Euclidean distance and rating prediction using the neighborhood average.

To measure the quality of this study, 2 types of experiments were conducted, both of which were measured using MAE. The first test was to determine the number of the best neighborhood, the test results showed that the best quality of recommender system was obtained by configuring the number of neighborhood number 80 with an MAE of 2.4197. While the second test is to compare the quality of the single-criteria system with the multi-criteria system. The single-criteria system obtained an MAE of 3.5906 and the multi-criteria system obtained an MAE of 2.4197

Keywords: recommender systems, collaborative filtering, multi-criteria

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Recommender system merupakan software tools dan teknik untuk memberikan saran untuk item yang paling mungkin menarik untuk suatu pengguna tertentu. [10] Salah satu tujuan awal diterapkannya recommender system ini adalah pencegehan penyediaan informasi yang berlebihan kepada user dengan cara memberikan informasi yang paling relevan saja kepada user dalam suatu sistem [9][6], sehingga dalam sisi pengguna akan meningkatkan kualitas pengalaman pengguna dalam menggunakan suatu sistem atau aplikasi tertentu. Sedangkan dalam sisi

aplikasi, hal tersebut dapat menambah tingkat efisiensi dalam penyajian datanya. Sistem ini dapat dimanfaatkan ke banyak kasus seperti rekomendasi film, buku, tempat wisata, bahkan produk kecantikan.

Salah satu metode dasar dari pembangunan sistem rekomendasi adalah metode Collaborative Filtering (CF), yang mana metode ini memanfaatkan penilaian user terhadap item yang kemudian dapat ditemukan kolerasi antara user-user atau item-item.[2]. Hal tersebut selaras dengan bentuk data hasil ekstraksi dari situs Femaledaily.com, yang digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini. Dataset ini memiliki row data yang menggambarkan inte-raksi penilaian suatu user terhadap suatu item(dapat dilihat di gambar 1), bahkan penilaian dari beberapa aspek sehingga dapat dimanfaatkan sebagai penelitian recommender system dengan metode collaborative filtering bahk-an untuk ke tahap yang lebih jauh lagi.

Bentuk dasar metode CF hanya memanfaatkan single-criteria (rating secara general). Menurut [7, 5, 11], penggunaan beberapa aspek penilaian dapat menunjang recommender system, karena penilaian seseorang terhadap suatu benda harus direpresentasikan dalam berbagai bentuk, bukan hanya dengan satu bentuk penilaian saja. Dalam beberapa penelitian [7, 3], penerepan multi-criteria khususnya pada metode CF dapat meningkatkan kualitas sistem apabila dibandingkan dengan penerapan single-criteria saja

Topik dan Batasannya

Sub-bagian ini bisa juga dinamakan Perumusan Masalah atau Identifikasi Masalah. Untuk nama dalam Bahasa Inggris nama yang populer adalah Problem Statement atau Problem Identification.

Berikut adalah rumusan masalah yang diangkat:

1. Bagaimana cara menerapkan pembangunan multi-criteria recommender systems dengan menggunakan al-goritma CF dengan studi kasus produk kecantikan wanita di Femaledaily.com yang baik?
2. Apakah multi-criteria recommender systems dengan menggunakan algoritma CF dapat mengungguli kuali-tas hasil dari recommender systems dengan satu kriteria saja?

Sedangkan batasan masalah dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah:

1. Kriteria yang dipakai hanyalah rating terhadap produk, packaging, dan harga, serta kemungkinan user untuk membeli kembali(rebuy), dimana seluruh atribut tersebut merupakan hasil ekstrak review dari suatu data produk.

Tujuan

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada pengerjaan tugas akhir ini antara lain untuk mengetahui proses dari pembangunan multi-criteria recommender systems dengan menggunakan algoritma CF dengan studi kasus pro-duk kecantikan wanita di Femaledaily.com. Selain itu, menganilisis hasil dari perbandingan antara penggunaan multi-criteria dengan satu kriteria dalam pembangunan recommender system menggunakan algoritma collaborati-ve filtering dalam studi kasus produk kecantikan wanita di Femaledaily.com.

2. Studi Terkait

Recommender system merupakan software tools dan teknik untuk memberikan saran untuk item yang paling mungkin menarik untuk suatu pengguna tertentu. [10]. Secara umum, recommender system bekerja dengan cara memprediksi rating dari suatu orang terhadap suatu benda hingga dapat dinyatakan apakah benda tersebut layak direkomendasikan kepada orang tersebut atau tidak [2]

2.1 Collaborative Filtering

Ide dasar metode Collaborative Filtering adalah rating yang belum ditentukan dapat diperhitungkan karena rating yang diamati seringkali sangat berkorelasi di berbagai pengguna dan item. [2]

Collaborative Filtering memiliki beberapa pendakatan, salah satu diantaranya adalah Memory-based method, yaitu dimana ratings dari kombinasi user-item akan diprediksi berdasarkan neighborhoods mereka. Pendekatan ini juga dibagi menjadi dua kelompok, yaitu user-based dan item-based.[10, 2]

Pada pengerjaan tugas akhir akan digunakan pendekatan user-based, yang mana prediksi rating dari target user B oleh user A, didapatkan dari penentuan set dari user yang paling similar dengan user target B. Set user yang dimiliki A itulah yang digunakan untuk memprediksi apakah item A akan disukai user B.[2]

Untuk menentukan similarity antara dua users u_j dan u_k, dapat digunakan kebalikan dari distance $dist(u_j, u_k)$ mereka.[8]

$$dist(u_j, u_k) = \frac{1}{|I(u_j, u_k)|} \leftarrow \hat{A}_{i2I(u_j,u_k)} d(R(u_j, i), R(u_k, i)) \quad (1)$$

Dengan penjelasan masing-masing simbol sebagai berikut:

- $dist(u_j, u_k)$ = distance antara user j dengan user k
- $I(u_j, u_k)$ = set items yang telah diberikan rating dari kedua user u_j dan u_k.
- u_j = user j
- u_k = user k
- $d(R(u_j, i), R(u_k, i)))$ = jarak antara user j dengan user k berdasarkan rating terhadap item i
- $R(u_j, i))$ = Rating user j terhadap item i
- $R(u_k, i))$ = Rating user k terhadap item i

2.2 Multi-criteria Recommender Systems

Selain overall rating(rating secara umum), multi-criteria rating bisa diterapkan untuk menyediakan informasi ekstra mengenai user preferences ataupun komponen-komponen dari sebuah item, yang tentunya dengan memi-liki informasi ekstra tersebut, akan berguna untuk meingkatkan akurasi suatu recommender system. [1]. Untuk menghitung distance antar rating pada multi-criteria recommender system dapat dihitung dengan formula 2

$$d(R(u_j, i), R(u_k, i)) = \sqrt{\hat{A}_{n} R_c(u_j, i) \quad R_c(u_k, i)^2} \tag{2}$$

Dengan penjelasan masing-masing simbol sebagai berikut:

- $d(R(u_j, i), R(u_k, i)))$ = jarak antara user j dengan user k berdasarkan rating terhadap item i
- $R(u_j, i))$ = Rating user j terhadap item i
- $R(u_k, i))$ = Rating user k terhadap item i
- u_j = user j
- u_k = user k
- c = criteria
- n = jumlah dari criteria
- $R_c(u_j, i)$ = rating user j terhadap item i berdasarkan criteria c
- $R_c(u_k, i)$ = rating user k terhadap item i berdasarkan criteria c

Rating R(u,i) diprediksi menggunakan average approach seperti yang tertera di formula 3

$$R(u, i) = \frac{1}{n} \leftarrow \hat{A}_{j=1}^{n} R(u_j, i) \tag{3}$$

Dengan penjelasan masing-masing simbol sebagai berikut:

- R(u, i) = rating user yang diobservasi terhadap item i
- u_j = user ke-j
- n = jumlah dari neighbor
- $R(u_j, i)$ = rating user j (sebagai neighbor dari user yang diobservasi) terhadap item i

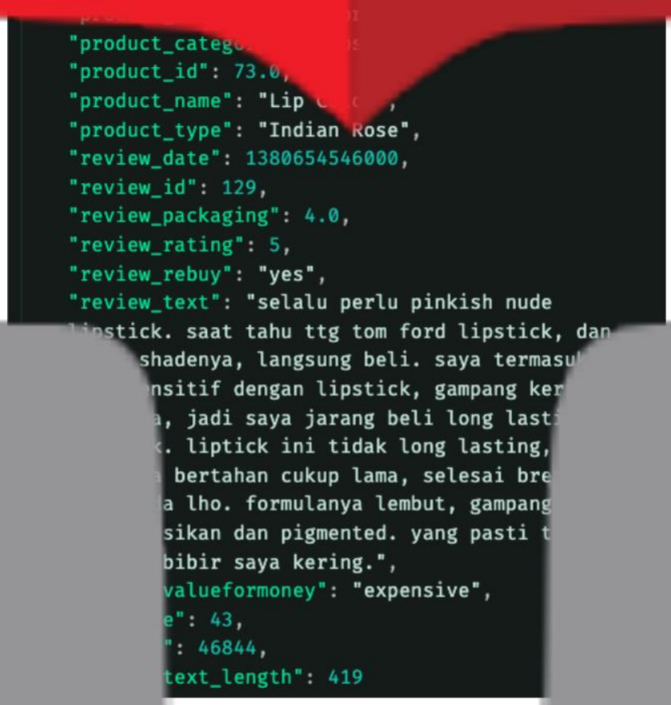
2.3 Mean Absolute Error

Untuk mengevaluasi sistem, terdapat metode perhitungan Mean Absolute Error(MAE) yang metode tersebut merupakan metode yang paling sering digunakan untuk mengevaluasi recommender system [7]. Menurut L. Her-locker [4] metode MAE memeiliki tingkat kemudahan dalam pengukurannya dan memahaminya.

$$E = \frac{\sum_{i=1}^{N} |p_i - r_i|}{N} \quad (4)$$

Dari formula 4, MAE didapatkan melalui hasil penjumlahan error dari dibagi dengan banyaknya data yang sedang diobservasi (dinyatakan dalam N). Sedangkan error sendiri didapatkan dengan menghitung perbedaan antara hasil prediksi (p_i) dengan nilai sebenarnya (r_i)

3. Sistem yang Dibangun



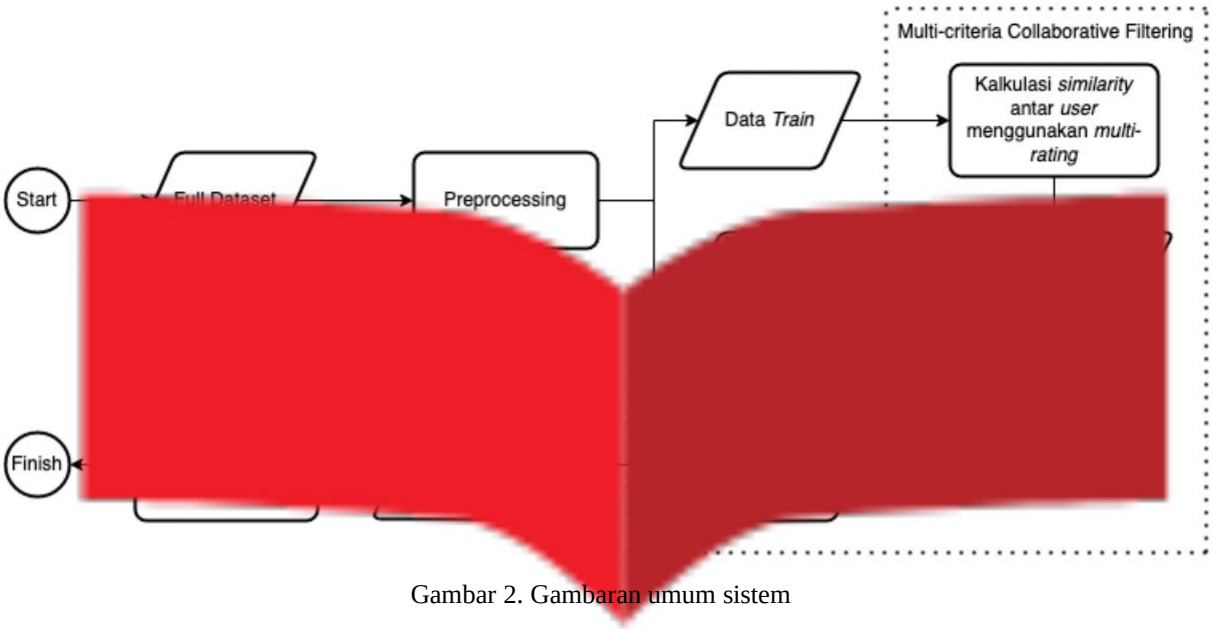
Gambar 1. contoh hasil extract data pada sebuah review

3.1 Dataset

Dataset yang digunakan merupakan data hasil ekstraksi produk kecantikan yang dimiliki situs Femaledai-ly.com yang bisa dilihat pada gambar 1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 15000 rows. Dalam pembangunan single-criteria recommender system, atribut yang digunakan adalah user id, product id, dan revi-ew rating. Sedangkan dalam pembangunan multi-criteria recommender system, atribut yang digunakan adalah user id, product id, review packaging, review rebuy, dan review valueformoney.

3.2 Deskripsi dan Gambaran Umum Sistem

Sistem yang dibangun menerima inputan raw dataset yang tiap row-nya memiliki atribut seperti pada gambar 1. Kemudian secara garis besar, dataset tersebut akan diolah melalui beberapa proses, yakni preprocessing, pro-ses multi-criteria collaborative filtering, dan yang terakhir adalah evaluasi sistem. Hasil akhir dari keseluruhan rangkaian proses tersebut adalah berupa MAE sebagai bahan evaluasi sistem.



Gambar 2. Gambaran umum sistem

3.2.1 Preprocessing

Tahap preprocessing diawali dengan memfiltrasi user yang dipakai dalam keseluruhan proses hanya user yang sudah memberi rating paling sedikit 5 kali, hal ini bertujuan untuk mengurangi efek dari sparsity data.

Proses selanjutnya yang terjadi dalam tahap preprocessing ini adalah konversi nilai untuk review rebuy, revi-ew valueformoney, dan review packaging yang sebelumnya nilainya masih bervariasi menjadi nilai berskala 0-5, menyesuaikan dengan skala nilai review_rating. Sebagai catatan, nilai 0 mengartikan bahwa suatu user belum memberikan nilai kepada suatu item Tabel 1 adalah hasil dari konversi nilai proses ini.

Tabel 1. Hasil konversi rating dan keterangannya

Kategori Rating	Nilai Sebelumnya	Nilai Setelahnya	Keterangan
review packaging	skala 0-10	skala 0-5	Nilai sebelumnnya dibagi dengan 2
review rebuy	['expensive','just right','cheap']	[1, 3, 5]	Nilai bawah, tengah, dan atas
review valueformoney	['no','maybe', 'yes']	[1, 3, 5]	Nilai bawah, tengah, dan atas

Proses terakhir dalam tahap ini adalah proses pemisahan dataset utuh menjadi data training dan data testing yang mana akan menjadi output dari tahap preprocessing ini. Persentase pembagiannya adalah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

3.2.2 Kalkulasi Similarity antar User Menggunakan Multi-rating

Tahap kalkulasi similarity antar user bertujuan untuk mengetahui tingkat kemiripan user satu dengan user lain-nya sehingga pada akhirnya dapat ditentukan neighbor/tetangga terdekatnya. Proses ini menerima inputan berupa data train yang sudah diproses pada tahap preprocesing. Kalkulasi similarity dilakukan dengan menerapkan per-hitungan formula 1 dan 2 menggunakan data inputan tahap ini. Output dari tahap ini adalah list similarity user yang contohnya digambar dalam tabel 2

3.2.3 Prediksi Rating

Pada tahap prediksi rating dilakukan prediksi penilaian sistem terhadap input-an data test. Dari list user similarity yang didapatkan dari tahap sebelumnya, dapat diperoleh set neighbor dari tiap user. Penentuan set neighbor dilakukan dengan memilih neighbor dengan distance distance yang paling kecil sejumlah yang telah ditentukan dalam konfigurasi. Gambaran penentuan neighbor dapat dilihat pada tabel 3

Kemudian set neighbor tersebut digunakan untuk prediksi rating tiap row dari data test dilakukan dengan menggunakan formula 3. Apabila neighbor sudah menilai product yang sedang diobservasi, maka nilai tersebut

Tabel 2. Gambaran list similarity yang tebentuk dalam tahap Kalkulasi Similarity antar User Menggunakan Multi-rating

user id	neighbor id	distance
21	69	0.5
21	750	2.0
21	1210	1.5
21	2204	4.0
21	2402	1.0
69	21	0.5
...	...	...

Tabel 3. Gambaran penentuan neighbor dengan contoh user id 21 dan konfigurasi neighbor berjumlah 3. Row yang ditetapkan sebagai neighbor diberi tanda cetakan tebal

user id	neighbor id	distance
21	69	0.5
21	750	2.0
21	1210	1.5
21	2204	4.0
21	2402	1.0
...	...	...

yang dimasukkan ke dalam formula. Sedangkan bila belum memberi nilai, maka formula bagian rating diisi dengan nilai nol. Hasil akhir dari tahap ini adalah set data test yang sudah diprediksi ratingnya.

3.2.4 Evaluasi Sistem

Tahap terakhir, yaitu evaluasi akan dilakukan dengan pengukuran Mean Absolute Error (MAE) dimana sema-kin kecil MAE yang didapat berarti semakin tepat prediksi yang dihasilkan. Perhitungan MAE dilakukan dengan menggunakan formula 4 yang diterapkan pada output dari tahap sebelumnya, yaitu set data test yang telah dipre-diksi rating-nya

4. Evaluasi

4.1 Skenario Pengujian

Evaluasi dilakukan dengan melakukan 2 jenis uji eksperimen, yaitu dengan jenis eksperimen yang mengubah variabel neighborhood dan eksperimen pengujian antara single-criteria dengan multi-criteria. Tolak ukur dari kualitas sistem yang telah dibangun dihitung dengan Mean Absolute Error(MAE) yang dihitung dengan rumus 4

Tabel 4. Hasil eksperimen pertama, yaitu eksperimen terhadap jumlah neighborhood, dikerjakan dalam sistem multi-criteria, hasil terbaik ditandai dengan cetakan tebal

Jumlah Neighbor	MAE
10	2.4518
0	2.4396
50	2.4286
80	2.4197

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Terlihat dari hasil pengujian pertama seperti yang terlihat pada tabel 4, dimulai dengan jumlah neighbor 10 dengan MAE sebesar 2.4518 yang semakin turun hingga batas paling tinggi neihgbor yang telah ditentukan, yakni

Tabel 5. Hasil eksperimen kedua, yaitu eksperimen perbandingan sistem single-criteria dengan multi-criteria, hasil terbaik ditandai dengan cetakan tebal

	Single-criteria	Multi-criteria
MAE	3.5906	2.4197

80 dengan MAE sebesar 2.4197. Hal tersebut menyimpulkan bahwa semakin besar jumlah neigborhood dapat menaikkan kualitas dari recommender system pada studi kasus produk kecantikan dari Femaledaily.com.

Kemudian, dari eksperimen kedua yang dapat dilihat dari tabel 5 yang membandingkan dua jenis recommender system, yaitu antara single-criteria dan multi criteria yang sama-sama memanfaatkan jumlah neihgbor 80 sebagai angka terbaik di pengujian pertama, secara berurutan didapatkan MAE sebesar 3.5906 dan 2.4197. Hal tersebut membuktikan bahwa penerapan multi-criteria berpotensi menaikkan kualitas recommender system apabila dibandingkan dengan single-criteria dalam studi kasus ini.

5. Kesimpulan

Sesuai dengan permasalahan yang sudah dijabarkan dibagian tujuan penelitian. Untuk membangun sistem rekomendasi dengan studi kasus produk kecantikan di Femaledaily.com yang baik, diperlukan jumlah konfigurasi neighborhood yang tinggi.Penerapan multi-criteria dapat menunjang kualitas dari recommender system.

Namun apabila dibandingkan penelitian serupa dengan studi kasus lain [8], yang mana memiliki MAE dibawah 1.0000, maka sistem yang telah dibangun memiliki kualitas yang relatif lebih rendah. Hal tersebut terjadi karena dalam penelitian ini kurang memperhatikan sparsity dari dataset. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya agar lebih memperhatikan sparsity data dan diberikan solusinya agar menunjang kualitas recommender system supaya lebih baik lagi

Referensi

[1] G. Adomavicius and Y. Kwon. New recommendation techniques for multicriteria rating systems. IEEE Intelligent Systems, 22(3):48–55, 2007.

[2] C. C. Aggarwal. Recommender Systems: the textbook. Springer, 2018.

[3] D. K. Bokde, S. Girase, and D. Mukhopadhyay. An approach to a university recommendation by multi-criteria collaborative filtering and dimensionality reduction techniques. In 2015 IEEE International Sympo-sium on Nanoelectronic and Information Systems, pages 231–236. IEEE, 2015.

[4] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 22(1):5–53, 2004.

[5] D. Jannach, Z. Karakaya, and F. Gedikli. Accuracy improvements for multi-criteria recommender systems. In Proceedings of the 13th ACM conference on electronic commerce, pages 674–689. ACM, 2012.

[6] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang, and G. Zhang. Recommender system application developments: a survey. Decision Support Systems, 74:12–32, 2015.

[7] N. Manouselis and C. Costopoulou. Experimental analysis of design choices in multiattribute utility colla-borative filtering. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 21(02):311–331, 2007.

[8] C. Musto, M. de Gemmis, G. Semeraro, and P. Lops. A multi-criteria recommender system exploiting aspect-based sentiment analysis of users' reviews. In Proceedings of the eleventh ACM conference on recommender systems, pages 321–325. ACM, 2017.

[9] P. Resnick and H. R. Varian. Recommender systems. Communications of the ACM, 40(3):56–59, 1997.

[10] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira. Recommender systems handbook. Springer, 2015.

[11] Y. Zheng. Criteria chains: a novel multi-criteria recommendation approach. In Proceedings of the 22nd International Conference on Intelligent User Interfaces, pages 29–33. ACM, 2017.