Vol. 13 No. 1, pISSN: 2303-0577 eISSN: 2830-7062

http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v13i1.6050

REKOMENDASI DRAMA KOREA MENGGUNAKAN CONTENT-BASED FILTERING DENGAN WEIGHTED TREE SIMILARITY

Yuricha^{1*}, Irwan Kurnia Phan²

¹Institut Teknologi dan Bisnis Sabda Setia; Jalan Purnama 2 Pontianak; Hp 628561117855

Received: 2 Januari 2025 Accepted: 14 Januari 2025 Published: 20 Januari 2025

Keywords:

Korean Drama; Content Based Filtering; Ground Truth; Paradox of Choice; Weighted Tree Similarity;

Corespondent Email:

yuricha@itbss.ac.id

Abstrak. Setiap tahun, ratusan drama Korea dirilis, menghadirkan tantangan bagi penonton untuk memilih tontonan yang sesuai dengan preferensi mereka. Fenomena *Paradox of Choice* menggambarkan bagaimana manusia cenderung bingung saat dihadapkan dengan banyak pilihan dan salah satu cara mengatasinya adalah dengan sistem rekomendasi yang dapat membantu pengguna dalam mempercepat pengambilan keputusan dan mencapai kenyamanan pengguna. Penelitian ini bertujuan membangun sistem rekomendasi drama Korea menggunakan metode *Content Based Filtering* (CBF) dengan algoritma *Weighted Tree Similarity* untuk membantu penonton memilih drama berdasarkan kesamaan konten. Model dikembangkan dengan pembobotan fitur, di mana *screenwriter* memiliki bobot tertinggi (6), diikuti synopsis (2), *actor* (1), dan *director* (1). Evaluasi model dilakukan menggunakan *ground truth* dari rekomendasi MyDramaList dengan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan nilai *precision* 0,80 dan recall 0,75, dengan F1-score sebesar 0,774.

Abstract. Every year, hundreds of Korean dramas are released, posing a challenge for viewers to choose the shows that match their preferences. The Paradox of Choice phenomenon illustrates how people tend to feel confused when faced with an overwhelming number of options, and one way to address this issue is through recommendation systems that can help users in expediting decision-making and enhancing their overall experience. This study aims to develop a Korean Drama recommendation system using the Content-Based Filtering (CBF) method with the Weighted Tree Similarity algorithm to help viewers choose dramas based on content similarity. The model is developed using feature weighting, where screenwriters are assigned the highest weight (6), followed by synopsis (2), actors (1), and directors (1). The model evaluation is conducted using ground truth from MyDramaList, employing precision, recall, and F1-score metrics. The evaluation results indicate a precision of 0.80, recall of 0.75, and an F1-score of 0.774.

1. PENDAHULUAN

Ratusan drama korea dirilis setiap tahunnya, penonton cenderung akan menonton yang sesuai dengan preferensinya baik dari segi genre, sinopsis, aktor yang berperan, penulis, bahkan sutradaranya. Hal ini juga meningkatkan potensi penonton juga dapat mengalami fenomena *Paradox of Choice* [1].

Paradox of Choice merupakan fenomena yang berkaitan dengan kondisi psikologis dimana manusia memiliki kecendrungan semakin bingung ketika dihadapkan dengan banyak pilihan dan menyebabkan manusia sulit

²Universitas Widya Dharma Pontianak; Jalan H.O.S. Cokroaminoto Pontianak; Telp (62561) 731966

mengambil keputusan [2]. Ketika dihadapkan dengan berbagai tontonan yang ada, manusia cenderung menjadi bingung dan ragu untuk menonton salah satu tontonan, karena takut ketinggalan tontonan lainnya (FOMO/Fear of Missing Out).

Rekomendasi menjadi salah satu cara mengatasi *Paradox of Choice*. Berbagai rekomendasi dengan algoritma tertentu dibuat untuk membantu penonton mengambil keputusan tentang drama apa yang akan ditonton serta meningkatkan pengalaman pengguna [3].

Sistem rekomendasi menggunakan Content-Based Filtering (CBF) sebelumnya pernah dilakukan untuk memberikan rekomendasi film pada platform streaming dengan hanya memanfaatkan TF-IDF dan Cosine Similarity namun tidak ada pembobotan fitur dan rekomendasi yang diberikan masih dibedakan per tipe dan hanya mencari persamaan dari deskripsi film tersebut [4], [5]. Deskripsi film biasanya akan berbentuk banyak format dan tergantung pada kreativitas kru film untuk menarik minat penonton sehingga tidak bisa hanya satu atribut saja yang digunakan.

Rekomendasi film lainnya yang juga menggunakan CBF diuji menggunakan cosine similarity terhadap kueri single seed sebesar 0.823254 dan 0.7500556 untuk kueri multiple seeds. Rekomendasi menunjukkan bahwa melalui model ini sistem dapat rekomendasikan film dengan tema yang sama dengan menggunakan fitur judul film, genre, dan sinopsis. Ketiga parameter memiliki level TF-IDF yang sama dengan adalah pembobotan term sehingga sangat memungkinkan menghasilkan rekomendasi yang bertumpu pada parameter genre saja [6].

Penelitian tentang rekomendasi drama korea pernah dilakukan menggunakan Hybrid *Filtering* [7]–[11][12]. Hybrid Filtering memungkinkan untuk menggabungkan CBF dan Collaborative Filtering. Begitu juga dengan penelitian lainnya menggunakan Hybrid Filtering yang menambahkan variabel lain hasil crawling data dari sosial media seperti Twitter/X [13], [14]. Namun untuk dapat menggunakan metode ini. metadata memerlukan atribut yang lebih mendetail dan dataset dengan atribut terbatas tidak akan cocok menggunakan metode ini [15]. Penelitian

tersebut juga tidak memiliki *ground truth* untuk mengevaluasi model yang diuji.

Rekomendasi drama korea berdasarkan kesamaan konten juga pernah diteliti sebelumnya dengan menggunakan 5 (lima) atribut yaitu genre, penulis, sutradara, penayangan, dan aktor utama. Data yang digunakan hanya sebanyak 25 data sampel dengan nilai kemiripan tertinggi sebesar 0.6 [16]. Sampel yang digunakan terlalu sedikit dan wajar jika nilai kemiripan tertinggi tidak lebih dari 70%. Penelitian ini berfokus pada pengembangan prototipe, sehingga hasil rekomendasi menjadi sajian setelah prototipe. Semakin banyak data yang dimasukkan dalam pembelajaran mesin, akan membantu dalam memberikan rekomendasi yang lebih baik kepada pengguna dalam rangka mempercepat pengambilan keputusan [17].

Penelitian terkait rekomendasi menggunakan CBF juga pernah dilakukan untuk merekomendasi berita artikel sebanyak 10 berita teratas [18] dengan *recall* sebesar 80% dan juga pembobotan pada parameter memungkinkan memberikan rekomendasi yang baik bagi pengguna, namun pengujian dengan menggunakan *ground truth* tetap diperlukan untuk mengevaluasi hasil model dengan yang terjadi di lapangan.

Penelitian lainnya menggunakan CBF adalah penelitian sistem merekomendasikan café [19]. Penelitian ini membuktikan bahwa dengan data yang terbatas, sistem mampu memberikan rekomendasi untuk memudahkan pengguna mencari café ataupun minuman di cafe yang sesuai dengan preferensi sebelumnya. Penambahan parameter dan data akan sangat memungkinkan bagi peneliti untuk memberikan rekomendasi yang lebih efektif. Kualitas dataset konten sebagai yang sangat penting untuk mendapatkan diperhatikan hasil rekomendasi yang berkualitas [20].

CBF memungkinkan untuk memberikan rekomendasi dengan dataset terbatas dan memaksimalkan nilai fitur yang ada dengan pembobotan seperti yang dilakukan pada penelitian untuk mencari skripsi mahasiswa [21]. Penelitian ini menggunakan Weighted Tree Similarity sehingga parameter yang digunakan tidak hanya satu tetapi bisa lebih dari satu dan memberikan bobot terhadap tiap parameter untuk meningkatkan hasil rekomendasi. Hasil penelitian menunjukkan

bahwa nilai *precision* berada pada angka 74% dengan recall 83%, hasil ini diujikan kembali dengan penerapan dalam memberikan rekomendasi drama korea. Sehingga penelitian dengan CBF untuk rekomendasi film Indonesia juga bisa memiliki nilai presisi yang lebih tinggi dengan adanya pembobotan fitur [22].

Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada rekomendasi membangun drama korea menggunakan CBF dengan Weighted Tree Similarity dan mengevaluasi model dengan menggunakan ground truth berupa rekomendasi asli dari komunitas drama korea seperti MyDramaList [23]. Model rekomendasi dibangun menggunakan bahasa dengan pemrograman Python.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian ini berdasarkan teori-teori pendukung seperti *Content Based filtering*, TF-IDF, *Cosine Similarity*, *Weighted Tree Similarity*, dan *Ground Truth*.

2.1. *Content Based Filtering* (CBF)

CBF menggunakan pendekatan matematis untuk memberikan rekomendasi dengan salah satu cirinya adalah penggunaan TF-IDF yang memungkinkan konten diolah kata demi kata sehingga konten yang ada dapat dihitung nilai kesamaannya dan membandingkannya dengan item lainnya agar dapat memberikan rekomendasi berdasarkan nilai kesamaan yang tinggi [3].

CBF merupakan salah satu metode yang digunakan untuk memberikan rekomendasi dengan personalisasi (personalized). CBF merekomendasikan item yang mirip dengan item yang disukai pengguna sebelumnya. CBF juga mempelajari profil preferensi pengguna baru berdasarkan data dari objek yang telah dinilai oleh pengguna sebelumnya. CBF sebagai algoritma machine learning yang cocok digunakan terutama ketika kurangnya data riwayat interaksi yang cukup untuk dilatihkan menggunakan pembelajaran mesin [24].

Dua informasi penting yang perlu ada untuk menggunakan metode CBF adalah model preferensi pengguna dan riwayat interaksi pengguna. Salah satu kelebihan dari penggunaan CBF adalah tidak menggantungkan pada riwayat data pengguna yang biasanya bersifat sensitif dan memiliki risiko pelanggaran privasi (*Ethical AI*).

Metode CBF sebenarnya tidak hanya dapat dengan menggunakan Cosine dilakukan Similarity namun juga dapat menggunakan Jaccard Similarity. Namun, pada penelitian yang dilakukan pada aplikasi Eventhings, Cosine Similarity dapat memberikan nilai diversity yang lebih baik dibandingkan Jaccard sebesar Similarity 66% [25] penggunaan Cosine Similarity diharapkan akan meningkatkan presisi nilai rekomendasi pada penelitian ini [26].

2.2. TF-IDF

Term Frequency (TF) - Inverse Document Frequency (IDF) membuat matriks kata menjadi vektor. TF membandingkan banyaknya suatu kata muncul dengan seluruh jumlah kata tersebut dalam satu dokumen. Sedangkan IDF merupakan proporsi dokumen yang mengandung seluruh kata yang dicari [16]. TF-IDF pada pemrograman python menggunakan TfidfVectorizer() yang ada pada library Sklearn.

2.3. Cosine Similarity

Cosine Similarity digunakan untuk mengukur kesamaan antara dua vektor dan menentukan apakah kedua vektor menunjuk ke arah yang sama. Semakin besar sudut cosinus antara kedua vektor maka semakin besar nilai cosinus-nya [27]. Pada bahasa pemrograman Python, Cosine Similarity dihitung menggunakan library Sklearn untuk mendapatkan nilai cosinus antara dua vektor yang disajikan dalam bentuk matriks.

2.4. Weighted Tree Similarity

Weighted Tree Similarity merupakan bagian dari Cosine Similarity yang menambahkan dimensi baru dalam analisis konten. Weighted Tree Similarity memungkinkan interpretasi yang lebih jelas mengenai suatu konten yang direkomendasikan. Weighted Tree Similarity memberikan transparansi dengan atribut fitur yang akan dibobot. Atribut-atribut yang akan digunakan terlebih dahulu didefinisikan dan disesuaikan bobotnya untuk setiap elemen, sehingga hubungi multi-level dan multidimensional dalam data dapat ditangkap dengan keterbatasan baik walaupun ada ketersediaan data pengguna [21].

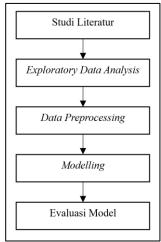
2.5. Ground Truth

Ground truth atau kebenaran dasar merujuk pada data atau informasi yang dianggap benar dan digunakan sebagai acuan untuk mengukur akurasi model rekomendasi [28]. Ground truth berupa referensi atau penilaian pengguna yang nyata terhadap item tertentu dan sangat mempengaruhi kinerja sistem rekomendasi. Salah satu isu yang mungkin terjadi pada ground truth adalah adanya preference pollution.

Preference pollution pada ground truth merupakan kondisi di mana data preferensi tercemar oleh faktor eksternal seperti bias budaya, noise, dan pengukuran subjektif.

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini menggunakan tahapan-tahapan seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Studi Literatur

Tahapan ini bertujuan untuk memahami konsep dasar sistem rekomendasi, teknik Content Based Filtering, serta algoritma Weighted Tree Similarity. Kajian dilakukan terhadap penelitian sebelumnya yang relevan, baik dalam domain sistem rekomendasi maupun pendekatan berbasis metadata dalam konteks hiburan. Literatur ini juga mencakup studi tentang dataset yang dapat digunakan untuk pembelajaran mesin seperti Kaggle. Struktur hierarki metadata dari drama Korea yang ada juga harus mampu memberikan informasi rinci untuk memastikan metode yang diusulkan dapat diimplementasikan [29].

3.2. Exploratory Data Analysis

Pada tahap ini, dataset dianalisis dan dieksplorasi lebih jauh setiap variabel-nya secara mendalam menggunakan metode *Univariate Exploratory Data Analysis*. EDA bertujuan untuk memahami pola data, distribusi atribut seperti nama drama, tahun rilis, sinopsis, aktor, rating, dan lainnya serta menemukan keterkaitan antar-atribut. Tahapan ini juga mencakup identifikasi data yang tidak lengkap atau anomali yang dapat memengaruhi hasil rekomendasi. Visualisasi data digunakan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai distribusi metadata pada dataset [30].

3.3. Data Preprocessing

Tahap ini berfokus pada pengolahan data agar siap digunakan dalam proses pemodelan. Tujuan dari tahapan ini adalah mempersiapkan data agar dapat diolah dan memastikan konsistensi, seperti penyelarasan format, pengisian nilai yang hilang (missing values), dan normalisasi bobot pada atribut metadata. Selain itu, struktur hierarki pada metadata dibangun untuk memungkinkan penerapan algoritma Weighted Tree Similarity secara efektif. Dengan adanya pembobotan fitur, diharapkan nantinya mesin akan mendahulukan atribut dengan bobot yang lebih tinggi baru ke atribut dengan bobot yang lebih rendah.

Dataset yang digunakan sebagai ground truth juga akan dipersiapkan agar dapat digunakan untuk mengevaluasi model rekomendasi.

Akhir dari tahapan ini adalah menghasilkan penggabungan dari seluruh data drama, aktor, dan *review* yang telah dipersiapkan sehingga menjadi satu kesatuan data yang utuh dan siap digunakan untuk pemodelan.

3.4. Modelling

Pada tahap ini, metode Content Based Filtering menggunakan algoritma Weighted Tree Similarity menggunakan Cosine Similarity. Degree of similarity ini yang akan dimasukkan dalam mesin pembelajar dan dimasukkan dalam model. Algoritma ini memanfaatkan struktur hierarki metadata dengan pemberian bobot pada setiap tingkat atribut, seperti sinopsis, aktor yang berperan, sutradara, dan penulis naskah. Model ini dikembangkan untuk menghitung kesamaan antar drama berdasarkan preferensi pengguna,

dengan mempertimbangkan bobot yang telah ditentukan.

3.5. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa sistem rekomendasi yang dibangun. Evaluasi mencakup metrik seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai kualitas rekomendasi [31] dengan mengacu pada *ground truth*. Selain itu, dilakukan analisis terhadap skenario *cold start* untuk menguji efektivitas sistem dalam kondisi data terbatas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset berupa data drama korea yang dikumpulkan dari tahun 2015 sampai 2023 [23]. Dataset berupa 4 (empat) berkas, yaitu berkas drama korea itu sendiri (korean drama.csv) dengan jumlah data sebanyak 1.752 baris data, berkas review drama (reviews.csv) dengan baris data sebanyak 10.625, berkas daftar aktor/aktris drama korea (wiki_actors.csv) yang memiliki 3.090 baris data, serta berkas rekomendasi dari MyDramaList yang akan digunakan sebagai ground truth memiliki 1.753 baris data. Keseluruhan berkas data ditampung pada variabel masing-masing obiek untuk selanjutnya masuk ke tahapan Exploratory Data Analysis (EDA).

Data korean_drama.csv memiliki 17 kolom yang berisi informasi seperti yang ditampilkan pada Gambar 2.

<class< th=""><th>ss 'pandas.cor</th><th>e.frame.DataFram</th><th>e'></th></class<>	ss 'pandas.cor	e.frame.DataFram	e'>			
Rang	RangeIndex: 1752 entries, 0 to 1751					
Data	columns (tota	l 17 columns):				
#	Column	Non-Null Count	Dtype			
0	kdrama_id	1752 non-null	object			
1	drama_name	1752 non-null	object			
2	year	1752 non-null	int64			
3	director	1036 non-null	object			
4	screenwriter	959 non-null	object			
5	country	1752 non-null	object			
6	type	1752 non-null	object			
7	tot_eps	1752 non-null	int64			
8	duration	1728 non-null	float64			
9	start_dt	1752 non-null	object			
10	end_dt	1752 non-null	object			
11	aired_on	1520 non-null	object			
12	org_net	1344 non-null	object			
13	content_rt	1752 non-null	object			
14	synopsis	1584 non-null	object			
15	rank	1752 non-null	int64			
16	pop	1752 non-null	int64			
dtyp	es: float64(1)	, int64(4), obje	ct(12)			

Gambar 2, EDA Dataset Drama Korea

Dari Gambar 2 dapat dilihat bahwa dari total 1.752 baris data, kolom *director* (sutradara), *screenwriter* (penulis naskah), *aired_on* (jadwal hari penayangan), *org_net* (tempat penayangan), dan *synopsis* (sinopsis drama)

memiliki *missing value*. Hanya 1 kolom yang bertipe *float64*, 4 kolom bertipe *int64* (*year*, *tot_eps*, *rank*, dan *pop*), serta lainnya bertipe *object*.

Data pada wiki_actors.csv memiliki 5 (lima) kolom yang terdiri atas actor_id (ID aktor dari MyDramaList), actor_name (nama aktor), drama_name (nama drama yang pernah dimainkan), character_name (nama karakter aktor di drama yang dimainkan), dan role (tipe peran aktor di drama tersebut, apakah pemeran utama / main lead, atau pemeran pendukung/supporting role). Data aktor ini tidak memiliki missing value di semua kolomnya. Dari data aktor ini, terlihat sebanyak 1.643 drama korea yang masuk dalam list drama yang pernah dimainkan oleh aktor.

Sedangkan pada data review drama korea memiliki 10 kolom yang terdiri atas kolom-kolom beserta rinciannya seperti pada Gambar 3.

<cla< td=""><td colspan="7"><class 'pandas.core.frame.dataframe'=""></class></td></cla<>	<class 'pandas.core.frame.dataframe'=""></class>						
Rang	RangeIndex: 10625 entries, 0 to 10624						
Data	columns (total 10 co	lumns):					
#	Column	Non-Null Count	Dtype				
0	user_id	10625 non-null	object				
1	title	10625 non-null	object				
2	story_score	10625 non-null	float64				
3	acting_cast_score	10625 non-null	float64				
4	music_score	10625 non-null	float64				
5	rewatch_value_score	10625 non-null	float64				
6	overall_score	10625 non-null	float64				
7	review_text	10619 non-null	object				
8	ep_watched	10625 non-null	object				
9	n_helpful	10625 non-null	int64				
dtypes: float64(5), int64(1), object(4)							
memory usage: 830.2+ KB							

Gambar 3. EDA Dataset Review Drama

Dari Gambar 3 terlihat bahwa hanya kolom review_text (berisi review dalam bentuk deskripsi kata yang diberikan pengguna terhadap drama) yang memiliki missing value sebanyak 6 baris data, sedangkan lainnya terisi.

Dari analisis yang ada, kolom score memiliki rentang nilai dari 0-10. Dari total 10.625 baris data yang ada pada data review, jumlah drama yang masuk dalam data review ada sebanyak 1.279 baris data dan di-review oleh sebanyak 4.562 baris pengguna unik.

Tahapan terakhir dari EDA adalah menganalisis dan mengeksplorasi dataset ground truth pada berkas recommendations.csv. Dataset hanya memiliki 2 (dua) kolom, yaitu kdrama_name (nama drama korea) dan recommendations (berupa list drama yang direkomendasikan oleh komunitas MyDramaList). Contoh data pada berkas tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.

	commends.head()
recommendation	kdrama_name
['Sympathy for Lady Vengeance', 'True Beauty',.	Mask Girl
['About Youth', 'Wish You: Your Melody From My.	Sing My Crush
['Designated Survivor: 60 Days', 'D.P.', 'Weak.	D.P. Season 2
["You're All Surrounded", 'Hometown Cha-Cha-Ch.	Not Others
['WATCHER', 'Stranger', 'Stranger Season 2', '.	Shadow Detective Season 2

Gambar 4. Sampel Data Ground Truth

Terlihat pada Gambar 4, setiap drama memiliki rekomendasi berupa list yang berupa namanama drama korea lainnya yang nantinya akan digunakan untuk mengevaluasi model. Dari total 1.753 baris data yang didapuk sebagai ground truth, ada sebanyak 573 baris drama korea yang tidak memiliki daftar rekomendasi sehingga harus diamputasi dari data.

Setelah menganalisis keseluruhan dataset yang akan digunakan, tahapan berikutnya adalah data preprocessing. Hal pertama yang akan dilakukan adalah menggabungkan data aktor dan data drama korea sehingga didapatkan data drama korea beserta aktor yang memerankannya. Agar tidak terjadi duplikasi data, dilakukan grouping data aktor sehingga kesemua nama aktor yang memainkan drama tersebut dapat digabungkan dalam satu kolom membentuk list.

Dari gabungan data aktor dan drama membentuk variabel baru bernama dramas dan akan digabungkan kemudian dengan data review. Satu drama dapat memiliki lebih dari satu review, sehingga keseluruhan nilai score digabungkan menjadi satu dengan menjumlahkan keseluruhan nilai. Seluruh penggabungan yang telah diproses ini akan ditampung pada variabel baru yang dinamai all_drama.

Setelah data telah digabungkan, berbagai dataset digabungkan untuk membentuk dataset komprehensif yang mencakup atribut seperti judul drama, aktor, sutradara, penulis naskah, sinopsis, dan rating. Nilai yang hilang pada atribut kritis seperti "sutradara" dan "penulis naskah" dengan persentase di bawah 20% diisi dengan nilai "*Unknown*". Sementara itu, data dengan atribut penting yang kosong seperti "sinopsis" dan "aktor" dihapus untuk menjaga integritas *dataset*. Pada tahapan ini, data yang kosong dan duplikat lainnya telah ditangani sehingga dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya.

Data yang telah digabungkan memiliki jumlah baris data akhir terdiri dari 835 data drama dengan tujuh atribut utama yang siap digunakan dalam pemodelan. 5 sampel data yang telah berhasil diolah dapat dilihat seperti pada Gambar 5.

	1916	actor	director	screenwriter	rank	overall_score	synopsis
0	100 Days My Prince	[Doh Kyung Soo", "Han So Hee", "Jo Sung He",	[Lee Jong Jae', 'Nam Sung Woo']	[Noh Ji Sul']	882	6.0	Lee Yul, Crown Prince of Joseon, is a perfecti
1	18 Again	[Kim Ha Neul", Lee Do Hyun", 'Rish Jeong Eul'	[Ha Byung Hoon]	[Kim Do Yeon', 'Whn Eun Bin', 'Choi Yi Ryun']	234	7.0	After nearly twenty years of marriage, Jung Da.
2	20th Century Boy and Girl	[Ahn Se Ha', 'Han Ye Seul', 'Kim Ji Suk', 'Le	[Lee Dong Yoon]	[Lee Seon Hye]	3014	7.0	A top actress/singer who has an innocent soul
3	365: Repeat the Year	[Ahn Seung Gyun', Kim Jee Soo', 'Lee Joon Hy	[Kim Kyung Hee]	[Lee Seo Yoon", "Lee Soo Kyung"]	413	7.5	A story where ten people get the chance to go
4	38 Task Force	[Choi Soo Young', 'Go Gyu Pil', 'Heo Jae Ho',	[Han Dong Hwa']	[Han Jung Hoon]	1686	9.5	A special task force will mix cops and crimina
E 30	Your Honor	[Heo Ji Won', Kwon Na Ra', Lee You Young',	[Boo Sung Chul']	[Chun Sung II]	1794	9.0	There are identical twins named Han Soo Ho and
E 31	Youth of May	[Geum See Rolr', 'Go Min Si', 'Lee Do Hyun',	[Song Min Yeop!, Lee Doe Kyung]	[Lee Kang]	165	9.5	Hee Tae becomes the pride of Gwangju when he e
8 32	Yumi's Cells	(Ahn Bo Hyun', 'Joo Jong Hyuk', 'Kim Go Eun',	[Lee Sang Yeob]	[Song Jae Jung", "Kim Yoon Joo", "Kim Kyung R.,	650	9.0	Controlled by a complex network of cells, each
E 33	Yumi's Cells Season 2	['Ahn Bo Hyun', 'Kim Go Eun', 'Kwon Seung Woo'	[Lee Sang Yeob]	(Song Jae Jung', 'Kim Yoon Joo', 'Kim Kyung R.,	815	1.0	After suffering a painful breakup, Yu Mi's lox
E34	Zombie Detective	['Ahn Se Ha', 'Choi Jin Hyuk', 'Hwang Bo Ra',	[Shim Jae Hyun]	[Baek Eun Jin]	1312	6.5	A zomble and a writer team up to solve crimes
335 ro	vs × 7 columns						

Gambar 5. Sampel Data Hasil Preprocessing

Gambar 5 menunjukkan bahwa data yang akan digunakan untuk rekomendasi drama korea sebanyak 835 baris data dan 7 (tujuh) kolom yang terdiri atas *name* (nama drama korea), *actor* (berisi list aktor yang berperan dalam drama tersebut), *director* (sutradara drama), *screenwriter* (penulis naskah), *rank* (ranking drama di MyDramaList), *overall_score* (penilaian drama korea oleh komunitas MyDramaList), dan *synopsis* (sinopsis drama korea tersebut).

Selanjutnya, atribut-atribut ini distandarisasi dan digabungkan menjadi fitur gabungan (combined features) untuk memfasilitasi perhitungan kesamaan berbasis fitur dengan algoritma Weighted Tree Similarity. Setiap drama direpresentasikan sebagai vektor dengan bobot tertentu pada fitur: screenwriter (bobot 6), synopsis (bobot 2), actor (bobot 1), dan director (bobot 1). Jumlah pembobotan pada fitur menggunakan trial-and-error untuk bahwa memastikan komunitas merekomendasikan drama berdasarkan penulis naskah dan juga sinopsis yang berperan penting pembobotan pendekatan sehingga dirancang untuk memprioritaskan narasi dan pemain dalam menentukan rekomendasi. Hasil dari TF-IDF membentuk matrix (835, 8532).

Tahapan berikutnya adalah menghitung derajat kesamaan menggunakan *Cosine Similarity* dan didapatkan hasil seperti pada Gambar 6.

Gambar 6. Hasil Cosine Similarity

Dari Gambar 6 terlihat beberapa nilai menghasilkan nilai 1.0 dan sisanya memiliki hasil yang *diversity*. Keseluruhannya akan disimpan dalam satu dataframe dan akan dilanjutkan dengan pembuatan fungsi untuk memanggil model. Fungsi dikemas dalam pemanggilan kode sebagai berikut:

```
def         recommend_drama(title,
    cosine_sim=cosine_sim,
    data=data,         actor_weight=0.1,
    director_weight=0.1,
    screenwriter_weight=0.6,
    synopsis weight=0.2):
```

Fungsi ini yang dipanggil untuk mendapatkan hasil rekomendasi dari model yang ada. Contohnya target drama korea berjudul *Hospital Playlist* memiliki detil informasi seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Informasi Rinci Target Drama "Hospital Playlist"

Actor		Director	Screenw riter	Combined Features
Jeon	Mi	Shin	Lee	Jeon Mi Do'
Do,	Jo	Won Ho	Woo	'Jo Jung
Jung	Suk,		Jung	Suk' 'Jung
Jung				Kyung Ho'
Kyung	5			'Ki
Но,	Yoo			
Yeon				
Seok				

Hasil rekomendasi dari target drama "Hospital Playlist" dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Rekomendasi dari Target Drama "Hospital Playlist"

Rekome	Acto	Direc	Screen	Simila
ndasi	r	tor	writer	rity
Drama				Degre
				e

		1	ı	1
Hospital Playlist Season 2	Jeon Mi Do, Jo Jung Suk, Jung Kyu ng Ho, Yoo Yeo n Seo k	Shin Won Ho	Lee Woo Jung	0.779 182
Reply 1988	Go Kyu ng Pyo, Lee Don g Hwi , Lee Hye Ri, Yoo Yeo n Seo k	Shin Won Ho, Yoo Hak Chan	Lee Woo Jung	0.191 368
Prison Playboo k	Im Hwa You ng, Jung Kyu ng Ho	Shin Won Ho	Jung Bo Hoon, Lee Woo Jung	0.310 205

Dengan memperhatikan Tabel 1 yang berisi informasi rinci dari drama "Hospital Playlist" dan Tabel 2 berupa hasil rekomendasinya dapat bahwa dilihat drama korea yang direkomendasikan memprioritaskan kolom Screenwriter dimana memiliki kesamaan dengan drama target yaitu Lee Woo Jung, disusul dengan director dan actor yang sama. Walaupun fitur judul drama tidak dibobotkan, namun karena adanya nilai kesamaan synopsis yang tinggi dan juga screenwriter yang sama membuat sistem dapat memberikan rekomendasi lanjutan bagi pengguna yang menyukai drama *Hospital Playlist*.

Selanjutnya adalah melakukan evaluasi model dengan menggunakan *ground truth*. *Ground truth* dari drama *Hospital Playlist* menurut MyDramaList dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Ground truth drama Hospital Playlist

actor	director	screen	synopsis
	0212 00001	writer	Бу 220 розд
Α	['Jang Dong	['Han	The story
Poem	Yoon',	Sang	of lives of
a	'Kim Jae	Jae']	people who
Day	Bum', 'Lee	1	work at the
	Chae Yo		h
Dr.	['Choi Jin	['Yoo In	Kim Sa Bu
Rom	Ho', 'Han	Shik',	was once a
antic	Seok Kyu',	'Park	famous
	'Jang Hyuk	Soo	surgeon at
	Jin	Jin']	the pea
Hosp	['Jeon Mi	['Shin	Everyday
ital	Do', 'Jo	Won	is
Playl	Jung Suk',	Ho']	extraordina
ist	'Jung		ry for five
Seas	Kyung		doctors
on 2	Но',		and
Live	['Bae Jong	['Kim	The drama
	Ok', 'Bae	Kyu	revolves
	Sung Woo',	Tae',	around the
	'Jang Hyun	'Myung	incidents
	Sun	Hyun	that o
		Woo']	
Priso	['Im Hwa	['Shin	Kim Je
n	Young',	Won	Hyuk, a
Playb	'Jung	Ho']	famous
ook	Kyung Ho',		baseball
	'Kim		player, is
	Kyung N		arre
Repl	['Go Kyung	['Shin	Five
у	Pyo', 'Lee	Won	childhood
1988	Dong Hwi',	Ho',	friends,
	'Lee Hye	'Yoo	who all live
	Ri',	Hak	in the sa
		Chan']	

Dari Tabel 3 terlihat bahwa model rekomendasi berhasil memberikan 3 nama drama yang sama dengan rekomendasi dari MyDramaList, yaitu Hospital Playlist Season 2, Prison Playbook, dan *Reply 1988* yang artinya 3 rekomendasi memiliki *true positivity* dengan *ground truth*.

Tahapan berikutnya adalah mengevaluasi model. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan akurasi. Hasil evaluasi menunjukkan:

Precision: Sistem mencatat precision sebesar 0,80, menunjukkan bahwa hanya 80% rekomendasi yang benar-benar relevan berdasarkan ground truth. Hal ini mengindikasikan adanya beberapa drama yang direkomendasikan tetapi tidak sesuai.

Recall: Nilai recall mencapai 0,75, menunjukkan bahwa semua drama yang relevan berhasil direkomendasikan oleh sistem, dengan minim jumlah *false negatives*.

Dari nilai *precision* dan *recall* menunjukkan bahwa sistem cukup baik dalam mengidentifikasi item relevan, tetapi ada beberapa item relevan yang terlewatkan.

F1-score: *F1-score* sebesar 0,774 menunjukkan performa yang cukup baik meski *precision* masih perlu ditingkatkan.

Akurasi: Nilai akurasi sistem sebesar 0,75 mengindikasikan bahwa tingkat true positivity yang harus ditingkatkan lagi.

Evaluasi mengungkapkan bahwa meskipun sistem memiliki tingkat *recall* yang lebih rendah dibandingkan nilai *precision*. Walau terlihat baik, namun nilai precision masih dapat ditingkatkan dan peneliti menyadari bahwa dengan tidak adanya atribut genre cukup mempengaruhi nilai rekomendasi. Selain itu, kualitas dari ground truth juga perlu diperhatikan karena berpotensi mengalami *preference pollution* [28].

5. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan potensi pendekatan Content Based Filtering dengan menggunakan algoritma Weighted Tree Similarity digunakan untuk merekomendasikan drama korea menggunakan bobot tertentu pada fitur: screenwriter (bobot 6), synopsis (bobot 2), actor (bobot 1), dan director (bobot 1) memiliki evaluasi model dengan nilai lebih precision yang tinggi dibandingkan nilai recall-nya. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibuat memiliki performansi yang baik, namun perlu untuk

- mendapatkan *dataset* dengan metadata yang lebih lengkap untuk meningkatkan nilai *precision* yang singkatnya perlu adanya pengayaan dataset.
- Kualitas ground truth juga akan menjadi penentu yang sangat penting terutama dalam hal kualitas dan akan lebih baik jika tidak mengalami preference pollution.
- c. Hasil rekomendasi yang lebih maksimal dapat dikombinasikan menjadi hybrid filtering dengan tetap menggunakan algoritma Weighted Tree Similarity.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kosim and R. Prihandi, "Sistem Rekomendasi Menu Minuman dengan Metode Content-Based Filtering Berbasis Android pada Mubtada Kopi," *J. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 1, pp. 43–69, 2024.
- [2] M. Horta Ribeiro, V. Veselovsky, and R. West, "The Amplification Paradox in Recommender Systems," in *Proceedings of the Seventeenth International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2023)*, 2023, pp. 1138–1142. [Online]. Available: www.aaai.org
- [3] T. Ridwansyah, B. Subartini, and S. Sylviani, "Penerapan Metode Content-Based Filtering pada Sistem Rekomendasi," *Math. Sci. Appl. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 70–77, Apr. 2024, doi: 10.22437/msa.v4i2.32136.
- [4] J. M. Azri Saputra, L. M. Huizen, and D. B. Arianto, "Sistem Rekomendasi Film pada Platform Streaming Menggunakan Metode Content-Based Filtering," *J. Transform.*, vol. 22, no. 1, p. 10, Aug. 2024, doi: 10.26623/transformatika.v22i1.7041.
- [5] S. Rakesh, "Movie Recommendation System Using Content Based Filtering," *Al-Bahir J. Eng. Pure Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 63–70, Dec. 2023, doi: 10.55810/2313-0083.1043.
- [6] M. Fajriansyah, P. P. Adikara, and A. W. Widodo, "Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Content Based Filtering," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 6, pp. 2188–2199, 2021, [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id
- [7] M. R. Sugiri, V. C. Mawardi, and J. Hendryli, "Implementing Hybrid Filtering on Korean Drama Recommendation Through K Nearest Neighbor Algorithm,"

- *Indones. J. Multidiciplinary Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 380–393, 2022.
- [8] I. H. Arsytania, E. B. Setiawan, and I. Kurniawan, "Movie Recommender System with Cascade Hybrid Filtering Using Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 188–200, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v9i4.28146.
- [9] P. Sharma and L. Yadav, "Movie Recommendation System Using Item Based Collaborative Filtering," *Int. J. Innov. Res. Comput. Sci. Technol.*, vol. 8, no. 4, Jul. 2020, doi: 10.21276/ijircst.2020.8.4.2.
- [10] A. Nilla and E. B. Setiawan, "Film Recommendation System Using Content-Based Filtering and the Convolutional Neural Network (CNN) Classification Methods," *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, vol. 10, no. 1, p. 17, Feb. 2024, doi: 10.26555/jiteki.v9i4.28113.
- [11] Y. V. L. Jaja, B. Susanto, and L. R. Sasongko, "Penerapan Metode Item-Based Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Data MovieLens," d'CartesiaN J. Mat. dan Apl., vol. 9, no. 2, pp. 73–83, 2020, [Online]. Available: https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/decartesian
- [12] W. Kristianto, D. Erny Herwindiati, and J. Hendryli, "Sistem Rekomendasi Drama Korea Menggunakan Metode User-Based Collaborative Filtering," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, pp. 36–40, 2021.
- [13] M. T. Muhadzdzib Ramadhan and E. B. Setiawan, "Netflix Movie Recommendation System Using Collaborative Filtering With K-Means Clustering Method on Twitter," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 6, no. 4, p. 2056, Oct. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4571.
- [14] A. Fazira Ansshory and E. Budi Setiawan, "Social Media (Twitter) Based Movie Recommendation System On Disney+ With Hybrid Filtering Using Neighboor's K-Nearest Method," *JINAV J. Inf. Vis.*, vol. 4, no. 2, pp. 2746–1440, 2023, doi: 10.35877/454RI.jinav1954.
- C. Christakou, L. Lefakis, S. Vrettos, and A. [15] Stafylopatis, "A Movie Recommender Based System on Semi-supervised Clustering," in 2005 International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control, and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies, and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'05), 2005. [Online]. Available: www.imdb.com

- [16] J. Safitri, V. Atina, and N. A. Sudibyo, "Rancang bangun sistem rekomendasi pemilihan drama korea dengan metode content-based filtering," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 5, no. 2, pp. 175–189, 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i2.1235.
- [17] H. Oktaviana and N. Latifah, "Enhancing Access and User Experience in K-Drama Consumption: Development and Evaluation of The 'K-Drama Universe' Application," *J. Multiling.*, vol. 4, no. 3, pp. 8–21, 2024.
- [18] A. A. Huda, R. Fajarudin, and A. Hadinegoro, "Sistem Rekomendasi Content-based Filtering Menggunakan TF-IDF Vector Similarity Untuk Rekomendasi Artikel Berita," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, Dec. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2511.
- [19] A. W. Wicaksono, A. N. Rohman, and A. D. Hartanto, "Café Recommendation Using the Content-Based Filtering Method," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 3, pp. 1598–1615, Sep. 2024, doi: 10.51519/journalisi.v6i3.813.
- [20] Falahah and R. Komalasari, "Model Rekomendasi Makanan Menggunakan Content-Based dan Collaborative Filtering," in *Prosiding Seminar Nasional SISFOTEK*, 2024, pp. 673–678.
- [21] N. Matondang, Y. V. Via, and F. A. Akbar, "Implementasi Algoritma Weighted Tree Similarity dan Content-based Filtering dalam Pencarian Skripsi," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2554–2563, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4807.
- [22] A. Zakharia, A. D. Ulhaq, A. B. Suryono, N. C. Nugroho, D. F. Hafith, and N. D. A. Gusmao, "Sistem Rekomendasi Film Indonesia Menggunakan Metode Content-Based Filtering," *Log. J. Ilmu Komput. dan Pendidik.*, vol. 2, no. 4, pp. 671–678, 2024, [Online]. Available: https://journal.mediapublikasi.id/index.php/logic
- [23] C. Charuchinda, "Korean Drama from 2015-2023 with Actors & Reviews," *Kaggle*, 2024. https://www.kaggle.com/datasets/chanonch aruchinda/korean-drama-2015-23-actorand-reviewmydramalist (accessed Dec. 12, 2024).
- [24] A. I. Putra and R. R. Santika, "Implementasi Machine Learning dalam Penentuan Rekomendasi Musik dengan Metode Content-Based Filtering," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 121–130, Jun. 2020, doi:

- 10.29408/edumatic.v4i1.2162.
- [25] A. A. Ristias, E. D. Wahyuni, and S. F. A. Wati, "Komparasi Kinerja Metode Cosine dan Jaccard Similarity dalam Content-Based Recommendation Systems (CBRS) pada Aplikasi Eventhings," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2304–2313, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4738.
- N. Noor Kamala Sari, R. Priskila, and P. [26] **Bagus** Adidyana Anugrah Putra, "Implementasi Content-Based Filtering Menggunakan TF-IDF Cosine dan Similarity untuk Sistem Rekomendasi Resep Masakan," J. Teknol. Inf., vol. 18, no. 1, 2024, doi: 10.47111/JTI.
- [27] A. H. J. P. Juni Permana and Agung Toto Wibowo, "Movie Recommendation System Based on Synopsis Using Content-Based Filtering with TF-IDF and Cosine Similarity," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 9, no. 2, pp. 1–14, Dec. 2023, doi: 10.21108/ijoict.v9i2.747.
- [28] G. Adomavicius, J. C. Bockstedt, S. P. Curley, and J. Zhang, "Recommender systems, ground truth, and preference pollution," *AI Mag.*, vol. 43, no. 2, pp. 177–189, Jun. 2022, doi: 10.1002/aaai.12055.
- [29] V. Sandrya, Wasino, and D. Arisandi, "Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Metode Multiple Attribute Utility Theory," *Comput. J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 6, no. 1, pp. 19–30, 2022.
- [30] V. Rolanda, T. S. Gunawan, and Wanayumini, "Content-Based Filtering Recommendation System Using Categories Search Engine," *Int. J. Res. Vocat. Stud.*, vol. 2, no. 4, pp. 120–125, Jan. 2023, doi: 10.53893/ijrvocas.v2i4.177.
- [31] W. G. S. Parwita, "Pengujian Akurasi Sistem Rekomendasi Berbasis Content-Based Filtering," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 14, no. 1, p. 27, Feb. 2019, doi: 10.30872/jim.v14i1.1272.