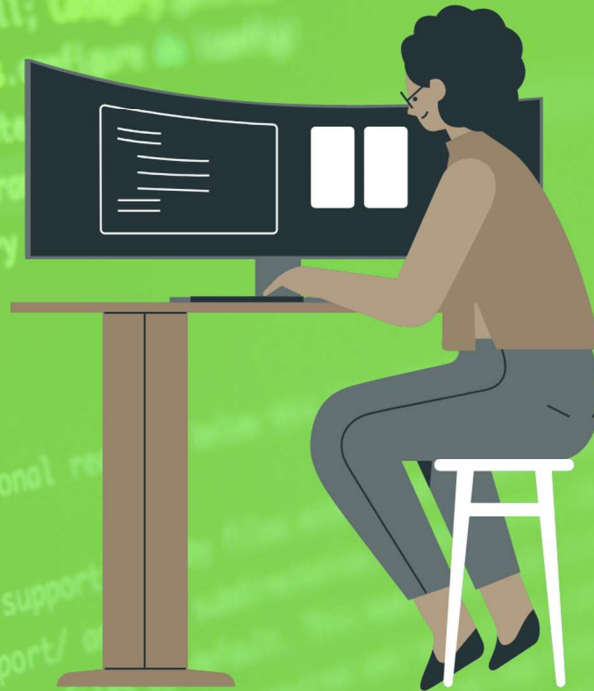


SISTEM REKOMENDASI

**LAGU TERATAS – GLOBAL BERDASARKAN
PROPERTI TREK MENGGUNAKAN METODE
CONTENT-BASED FILTERING**



**D4 Teknik Informatika, Politeknik Pos Indonesia
Jalan Sari Asih No.54, Kota Bandung, Jawa Barat**

Penulis :

Naomi C.H Tampubolon

Rolly Maulana Awangga,S.T.,MT.,CAIP, SFPC.

2022

SISTEM REKOMENDASI LAGU TERATAS – GLOBAL

Berdasarkan Properti Trek menggunakan metode *Content-Based Filtering*.

Penulis :

Naomi C.H Tampubolon
Rolly Maulana Awangga

ISBN : -

Editor :

Nisa Hanum Harani

Penyunting :

Nisa Hanum Harani

Desain sampul dan Tata letak :

Naomi C.H Tampubolon

Penerbit :

Penerbit Buku Pedia

Redaksi :

Athena Residence Blok. E No. 1, Desa Ciwaruga,
Kec. Parongpong, Kab. Bandung Barat 40559
Tel. 628-775-2000-300
Email : penerbit@bukupedia.co.id

Distributor :

Informatics Research Center
Jl. Sariasih No. 54
Bandung 40151
Email : irc@poltekpos.ac.id

Cetakan Pertama, 2022

Hak cipta dilindungi undang-undang

Dilarang memperbanyak karya tulis ini dalam bentuk dan
dengan cara apa pun tanpa ijin tertulis dari penerbit

KATA PENGANTAR

Puji dan Syukur kita panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena telah melimpahkan berkat dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan buku Tugas Akhir yang berjudul Sistem Rekomendasi Lagu Teratas – Global berdasarkan Properti Trek menggunakan Metode *Content-Based Filtering* ini dapat diselesaikan dengan baik adanya sebagai syarat kelulusan matakuliah Tugas Akhir.

Namun keberhasilan penulisan buku yang penulis buat bukan hanya semata usaha penulis saja, tapi juga banyak bantuan dukungan dari orang-orang sekitar. Dan pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada beliau-beliau atau semua pihak yang sudah membantu penyusunan buku Tugas Akhir ini. Diantaranya:

1. Rolly Maulana Awangga, S.T., MT., CAIP, SFPC. selaku Bapak dosen Pembimbing.
2. Orangtua kami yang senantiasa mendoakan dan kelancaran pengurusan laporan dan sidang Tugas Akhir.
3. Bapak Roni Andarsyah, S.T., M.Kom., SFPC selaku Bapak koordinator Tugas Akhir.
4. Bapak Mohamad Nurkamal Fauzan, S.T., M.T. selaku Wali Kelas 4B D4 TI.
5. Bapak M. Yusril Helmi Setyawan, S. Kom., M. Kom, selaku Ketua Program Studi DIV Teknik Informatika.
6. Teman seperjuangan YO DREAM dan S U * R A.
7. Dan kepada EXO, NCT, NCT Dream, NCT 127, WayV dan DPR IAN yang telah menemani dan sebagai penyemangat penulis melalui lagu yang mereka sumbangkan dalam pengerjaan buku Tugas Akhir ini.

Penulis memohon kepada Pembaca, apabila menemukan kesalahan ataupun kekurangan dalam penulisan buku Tugas Akhir ini, dari segi Bahasa maupun Isi, sekiranya pembaca memahami bahwa buku ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga penulis sangat mengharapkan kritik serta saran yang bersifat membangun demi terciptanya buku yang akan penulis susun selanjutnya menjadi lebih baik lagi adanya. Mohon maaf jika masih banyak kekurangan dan semoga laporan ini memberi manfaat untuk setiap pembaca dan juga menambah ilmu bagi penulis. Terimakasih.

Bandung, 30 Agustus 2022

Penulis

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 IDENTIFIKASI MASALAH	2
1.3 TUJUAN DAN MANFAAT	2
1.4 BATASAN MASALAH	3
1.5 SISTEMATIKA PENULISAN	3
BAB 2 LANDASAN TEORI	5
2.1 STATE OF THE ART (SOTA)	5
2.2 TINJAUAN PUSTAKA	6
2.3 LANDASAN TEORI PENDUKUNG	11
2.4 KAJIAN PENDEKATAN YANG DIUSULKAN	17
2.5 KARAKTERISTIK DATA YANG DIGUNAKAN	17
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 DIAGRAM ALUR METODOLOGI PENELITIAN	19
3.2 INDIKATOR CAPAIAN	20
3.3 TAHAPAN – TAHAPAN METODE PENELITIAN	21
BAB 4 PEMBAHASAN DAN HASIL	25
4.1 STATE OF THE ART (SOTA)	25

4.2 HASIL.....	39
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....	41
5.1 KESIMPULAN.....	41
5.2 SARAN	41
DAFTAR PUSTAKA	42

DAFTAR GAMBAR

Gambar II-1 Spotify.....	11
Gambar II-2 Content-Based Filtering.....	16
Gambar III-1 Metodologi Penelitian	19
Gambar III-2 Indikator Capaian.....	20
Gambar III-3 Flowchart pengumpulan data	22
Gambar IV-1 Chart Spotify (a)	25
Gambar IV-2 IV 1 Chart Spotify (b)	26
Gambar IV-3 IV 1 Chart Spotify (c).....	27
Gambar IV-4 Data dalam bentuk file csv	27
Gambar IV-6 Import Library.....	35
Gambar IV-7 Menampilkan data	35
Gambar IV-8 Drop tabel.....	36
Gambar IV-9 Missing Value	36
Gambar IV-10 Mengisi nilai NA/NaN	36
Gambar IV-11 Menghilangkan nilai NaN atau 0	37
Gambar IV-12 Encode data.....	37
Gambar IV-13 Mencari similarity.....	38
Gambar IV-14 Pemodelan Content-based filtering	39

DAFTAR TABEL

Tabel II-1 Penelitian Terkait.....	6
Tabel II-2 Karakteristik data yang digunakan	17
Tabel IV-1 Tabel Data.....	28
Tabel IV-2 Hasil	39

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Musik terdiri dari beberapa unsur, seperti melodi, harmoni, ritme, dan timbre. Musik adalah fenomena *intuitif* yang dapat dikembangkan, ditingkatkan, dan disebarluaskan dengan berbagai cara. Musik adalah fenomena unik yang dihasilkan oleh berbagai alat musik. Musik memang menjadi salah satu hobi yang paling digemari, hal tersebut terbukti dengan manfaat yang bisa didapatkan dengan mendengarkan musik. Musik memiliki kemampuan untuk mengurangi stres. Manfaat mendengarkan musik adalah kita bisa mendengarkannya sambil melakukan hal lain. Musik adalah komponen yang tak terpisahkan dari kehidupan dan teknologi. Perkembangan yang semakin berkembang pesat juga mempengaruhi dunia industri.(Muslimin M, n.d.) Dimana pada jaman era digital saat ini tidak perlu repot dalam mendengarkan musik dimanapun dan kapanpun, dikarenakan kecanggihan teknologi tersebut. *Spotify* adalah layanan *streaming* musik terpopuler di Indonesia, telah mencapai 200 juta pengguna perbulan.(Noviani et al., 2020) Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data lagu yang diambil dari *playlist chart spotify 50 Lagu Teratas – Global (50 Top Songs - Global)*.(Fitriani, n.d.) *Spotify* memiliki properti lagu yang berfungsi untuk mengetahui lebih mendalam mengenai lagu atau sebuah musik. Ada beberapa fitur atau properti lagu pada *spotify* yaitu, sebagai berikut: *track name, album name, artist name, duration, popularity, genres, danceability, energi, key, loudness, speechiness, acousticness, instrumentaness, liveness, tempo*

dan *valence*. Berdasarkan properti trek tersebut kita dibutuhkan sistem yang dapat merekomendasikan berdasarkan properti trek yang ada. Maka dari itu bagaimana caranya untuk merekomendasikan sebuah lagu berdasarkan properti trek yang ada. Dari permasalahan tersebut dibutuhkan sebuah sistem yang dapat merekomendasikan lagu berdasarkan properti trek yang ada. Properti trek '*genres*' merupakan properti trek yang digunakan dalam rekomendasi sistem.

Dalam penelitian ini sistem rekomendasi akan dianalisa dan dibangun dengan menggunakan metode *content-based filtering* karena dengan algoritma ini berdasarkan *similarity* konten sehingga rekomendasi yang dihasilkan mempunyai kualitas yang baik. Visualisasi hasil rekomendasi tersebut akan diimplementasikan dengan *framework Jupyter Notebook*. Target luaran yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah jurnal nasional terakreditasi.

1.2 IDENTIFIKASI MASALAH

Adapun identifikasi masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana menganalisa data 50 lagu teratas-global?
2. Bagaimana membuat model sistem rekomendasi lagu berdasarkan properti trek '*genres*'?
3. Bagaimana mengimplementasikan proses data yang sudah diuji dalam sebuah sistem rekomendasi untuk hasil pengujian lagu?

1.3 TUJUAN DAN MANFAAT

Adapun tujuan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Untuk memberikan rekomendasi lagu berdasarkan properti trek '*genres*' pada sebuah sistem yang diberikan.

2. Memberikan pengalaman baru tentang rekomendasi atau *menexplore* lagu-lagu yang mungkin belum pernah didengarkan atau disukai.
3. Menggunakan pendekatan sistem rekomendasi yaitu model *content-based filtering* untuk pemodelan sistem rekomendasi lagu berdasarkan properti trek lagu.
4. Menerapkan *framework Jupyter Notebook* untuk menampilkan hasil rekomendasi sistem.

Adapun manfaat pada penelitian ini sebagai berikut,

1. Merekomendasikan lagu-lagu berdasarkan peroperti trek.
2. Membuat tampilan *framework* agar mudah digunakan untuk melakukan proses perekomendasi.

1.4 BATASAN MASALAH

Adapun ruang lingkup pada penelitian ini sebagai berikut,

1. Dikarenakan kondisi pandemi, data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data yang di *convert* dari *playlist chart* pada *Spotify*.
2. Periode waktu 1 minggu.
3. Bahasa pemograman menggunakan *python*.
4. *Software* yang digunakan *Jupyter* dan *Anaconda*.

1.5 SISTEMATIKA PENULISAN

Berdasarkan latar belakang dan perumusan masalah diatas, maka penyusunan laporan ini dibuat dalam suatu sistematika yang terdiri dalam beberapa BAB, yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Pada BAB I PENDAHULUAN berisi mengenai latar belakang masalah, identifikasi masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup masalah, serta sistematika penulisan dari laporan Tugas Akhir.

BAB II LANDASAN TEORI

Pada BAB LANDASAN TEORI berisi *State of The Art (SOTA)*, tinjauan pustaka, landasan teori, kajian pendekatan yang diusulkan, dan karakteristik data yang digunakan pada laporan Tugas Akhir.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada BAB METODOLOGI PENELITIAN berisi diagram alur metode penelitian, indikator penelitian, tahap-tahap penelitian laporan Tugas Akhir.

BAB IV PEMBAHASAN DAN HASIL

Pada BAB PEMBAHASAN & HASIL berisi hasil dan pembahasan pada laporan Tugas Akhir.

BAB V PENUTUP

Pada BAB PENUTUP berisi kesimpulan dan saran pada laporan Tugas Akhir.

DAFTAR PUSTAKA

Berisikan referensi yang menjadi dasar teori dan pikiran peneliti dalam menyusun Tugas Akhir.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

Berisikan bukti sejumlah lampiran yang dibutuhkan sebelum melaksanakan sidang Tugas Akhir.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 STATE OF THE ART (SOTA)

Teknologi informasi menjadi tantangan berat bagi pengguna teknologi informasi dengan perkembangannya dari tahun ke tahun. Akibatnya pengguna teknologi harus lebih memahami dan mengikuti arus perkembangan tersebut. Seiring dengan berkembangnya teknologi, banyak yang mempengaruhi teknologi informasi yang ada. Baik di bidang bisnis, hiburan, pendidikan, industri pelayanan dan banyak lagi. Salah satu contoh yang dapat diambil yaitu pada bidang industri musik. Industri musik selalu berubah dari tahun ke tahun dan menjadi salah satu dampak yang sangat berpengaruh dan juga sangat populer di kalangan pengguna teknologi saat ini. Layanan musik digital merupakan segmen penting dalam industri musik, hal ini dikarenakan memiliki manfaat seperti *streaming online* termasuk ukuran audiens, paparan yang lebih baik, konten yang kaya, berbagai *platform*, dan interaksi yang lebih baik dengan target pasar.(Noviani et al., 2020) Lagu memiliki kemampuan untuk mengekspresikan emosi manusia dan memberikan kenikmatan bagi pendengarnya. Akibatnya, sangat penting bahwa sebuah lagu tidak diputar lagi. Setelah itu, sistem rekomendasi dikembangkan untuk menjawab kebutuhan masyarakat.(Fawzan et al., 2021) *Spotify* merupakan salah satu layanan musik digital yang banyak digemari penggunanya, hal ini dikarenakan *spotify* kaya akan daftar musik yang banyak dan dapat didengarkan pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang dapat menyajikan rekomendasi musik sesuai

dengan preferensi user sehingga tingkat kenyamanan user akan meningkat.

Tim peneliti telah mengkaji sejumlah referensi mengenai perkembangan teknologi mengenai rekomendasi sistem, serta pemodelan untuk rekomendasi sistem dengan pendekatan *content based filtering*. Selain itu, terkait dengan kajian literatur terkait dalam melakukan rekomendasi sistem, faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi dan model rekomendasi yang digunakan lebih lanjut. Detail dari tiap referensi lainnya ditunjukkan pada tabel. (Pereira & Varma, 2019) - (Luo, 2018)

2.2 TINJAUAN PUSTAKA

Berikut ini akan ditampilkan beberapa penelitian sebelumnya yang berkaitan penelitian, yaitu:

Tabel II-1 Penelitian Terkait

No.	Judul Jurnal	Tahun	Intisari
1.	Sistem rekomendasi perencanaan keuangan. (Pereira & Varma, 2019)	2019	Sistem ini berjalan di perangkat Android. Dengan penambahan sistem ini diharapkan dapat mempermudah masyarakat untuk mengunjungi apotek yang lebih dekat dengan rumahnya, memiliki fasilitas yang lebih banyak, dan memberikan pelayanan kesehatan.
2.	Mengganti model <i>Hybrid</i> untuk	2022	Hasil menunjukkan bahwa model hibrida mengungguli

	<p>rekomendasi yang dipersonalisasi dengan menggabungkan pengguna</p> <p><i>Demographic</i>. (K & C, 2022)</p>		<p>semua model tradisional lainnya dalam hal prediksi dan kualitas rekomendasi.</p>
3.	<p>Kepercayaan User pada Sistem Rekomendasi: Sebuah Perbandingan dari <i>Content-Based</i>, <i>Collaborative</i> dan <i>Demographic Filtering</i>. (Liao et al., 2022)</p>	2022	<p>Studi saat ini juga membantu memperluas literatur saat ini tentang bagaimana pengguna sendiri memahami proses rekomendasi dan sejauh mana mereka menetapkan tanggung jawab untuk diri mereka sendiri vs. sistem, dan bagaimana atribusi ini pada gilirannya mempengaruhi kepercayaan mereka pada rekomendasi. Dengan berfokus pada faktor psikologis seperti itu dan evaluasi subjektif pengguna terhadap sistem pemberi rekomendasi, kami menawarkan wawasan praktis untuk membangun sistem tepercaya yang lebih berpusat pada manusia.</p>
4.	<p>Meningkatkan Kuesioner yang Dipersonalisasi Dengan Pengurangan</p>	2021	<p>Dalam pekerjaan ini kami meningkatkan pendekatan kuesioner yang dipersonalisasi untuk memecahkan masalah</p>

	Redundansi untuk Mengatasi Masalah Pengguna yang Dingin (Kabiru & Muhammad, 2021)		pengguna yang dingin menggunakan strategi pengurangan ketidakpastian. Hasil eksperimen pada dataset Movielens menandakan peningkatan RMSE, Precision, Recall, F1 dan NDCG masing-masing sebesar 0.200, 0.227, 0.261, 0.174 dan 0.249 pada dataset 1M dan 0.168, 0.159, 0.205, 0.076 dan 0.213 dalam dataset 10M masing-masing pada pekerjaan kuesioner yang dipersonalisasi dari Pozo (2018).
5.	Rekomendasi Sistem menggunakan Hybrid Filtering (Toradmalle et al., 2021)	2021	Sistem yang diusulkan akan membantu mengatasi kelemahan yang dihadapi oleh masing-masing metode, sehingga meningkatkan akurasi sistem.
6.	Kajian Sistem Rekomendasi Pada Keanekaragaman <i>Podcast</i> (Huda, 2021)	2021	Hasil penelitian menyimpulkan bahwa tingkat keragaman podcast dan perilaku pendengarnya menciptakan peluang eksplorasi karena sedikitnya studi terkait untuk menjawab tantangan yang terus berkembang.

7.	Sistem Rekomendasi untuk Item yang dapat disesuaikan (Sharma et al., 2021)	2020	Nilai RMSE dari model yang diusulkan dibandingkan dengan teknik rekomendasi umum lainnya yang ada. Nilai RMSE dari model yang diusulkan dibandingkan dengan teknik rekomendasi umum lainnya seperti Content-based filtering memiliki nilai RMSE 0.644 dan Demographic filtering 0.610.
8.	Tinjauan Komprehensif Pendekatan dan Tantangan Sistem Rekomendasi (Narke & Nasreen, 2020)	2020	Tantangan masing-masing seperti cold start dan skala pada dataset yang lebih besar dibahas dan telah ditemukan bahwa model hybrid efektif dalam memecahkan masalah ini. Lingkup pekerjaan di masa depan termasuk menemukan lebih banyak model pelengkap yang dapat membantu sistem ini dalam mencapai skala yang lebih besar dan akurasi yang lebih baik, ada juga kelangkaan metrik perbandingan model ini. Hanya menggunakan metrik akurasi sederhana tidak menunjukkan seberapa baik model telah mengidentifikasi

			beberapa hubungan semantik lokal.
9.	Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Pembelajaran Semi Supervised (Roy et al., 2019)	2019	Penelitian ini menyajikan sistem rekomendasi untuk film menggunakan pendekatan yang berbeda dalam paradigma pemrograman Python. Sistem rekomendasi yang baik harus memberikan rekomendasi yang positif dan bermanfaat dan juga memberikan rekomendasi yang berbeda dari apa yang sudah disediakan oleh algoritma yang ada.
10.	Kepercayaan User pada Sistem Rekomendasi: Sebuah Perbandingan dari <i>Content-Based</i> , <i>Collaborative</i> dan <i>Demographic Filtering</i> . (Luo, 2018)	2018	Studi saat ini juga membantu memperluas literatur saat ini tentang bagaimana pengguna sendiri memahami proses rekomendasi dan sejauh mana mereka menetapkan tanggung jawab untuk diri mereka sendiri vs. sistem, dan bagaimana atribusi ini pada gilirannya mempengaruhi kepercayaan mereka pada rekomendasi. Dengan berfokus pada faktor psikologis seperti itu dan evaluasi subjektif pengguna

			terhadap sistem pemberi rekomendasi, kami menawarkan wawasan praktis untuk membangun sistem tepercaya yang lebih berpusat pada manusia.
--	--	--	---

2.3 LANDASAN TEORI PENDUKUNG

Landasan teori adalah konsep dengan rapi pernyataan dan sistematis memiliki variabel dalam penelitian karena landasan teori menjadi landasan yang kuat dalam penelitian yang akan dilakukan.

2.1.1 Spotify

Spotify adalah layanan *streaming musik* yang menyediakan akses cepat ke lebih dari 8 juta lagu. *Streaming* dilakukan dengan menggabungkan akses *client-server* dan protokol *peer-to-peer*. (Kreitz & Niemelä, 2010) sebagai *platform* dengan jumlah pengguna yang banyak, memerlukan penelitian tambahan terhadap layanan *streaming musik* yang disediakan agar dapat memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik dan meningkatkan pendapatan dibandingkan *platform streaming* lainnya melalui data mining. (Zaidah et al., 2021)



Gambar II-1 Spotify

2.1.1.1 Track Name

Track name merupakan judul atau nama lagu *track*. (Maringka et al., 2021)

2.1.1.2 Album Name

Album name adalah nama album lagu. (SpotifyAB, 2022)

2.1.1.3 Artist name

Artist name merupakan nama pencipta dan penyanyi lagu. (Maringka et al., 2021)

2.1.1.4 Duration

Duration adalah durasi lagu dalam hitungan milidetik milisekon. (Maringka et al., 2021)

2.1.1.5 Popularity

Popularity merupakan popularitas trek. Nilainya antara 0 dan 100, dengan 100 menjadi yang paling populer. Popularitas dihitung dengan algoritma dan sebagian besar didasarkan pada jumlah total pemutaran yang dimiliki trek dan seberapa baru pemutaran tersebut. (Stetler, 2022)

2.1.1.6 Genres

Genres merupakan daftar genre yang dikaitkan dengan artis. (SpotifyAB, 2022)

2.1.1.7 Danceability

Danceability menggambarkan seberapa cocok trek untuk menari berdasarkan kombinasi elemen musik termasuk tempo, stabilitas ritme, kekuatan ketukan, dan keteraturan keseluruhan. Nilai 0,0 paling tidak dapat menari dan 1,0 paling dapat menari. (Luo, 2018)

2.1.1.8 Energy

Energy adalah ukuran dari 0,0 hingga 1,0 dan mewakili ukuran persepsi intensitas dan aktivitas. Biasanya, trek energik terasa cepat, keras, dan berisik. Misalnya, death metal memiliki energi yang tinggi, sementara pendahuluan Bach mendapat skor rendah pada skala. Fitur persepsi yang berkontribusi pada atribut ini termasuk rentang dinamis, kenyaringan yang dirasakan, timbre, tingkat onset, dan entropi umum. (Luo, 2018)

2.1.1.9 Key

Key adalah kunci trek tersebut. Integer memetakan ke *pitch* menggunakan notasi Kelas *Pitch* standar. Misalnya. 0 = C, 1 = C#/D \flat , 2 = D, dan seterusnya.(Stetler, 2022)

2.1.1.10 Loudness

Loudness adalah kenyaringan keseluruhan trek dalam desibel (dB). Nilai kenyaringan dirata-ratakan di seluruh trek dan berguna untuk membandingkan kenyaringan relatif trek. Kenyaringan adalah kualitas suara yang merupakan korelasi psikologis utama dari kekuatan fisik (amplitudo). Nilai tipikal berkisar antara -60 dan 0 db.(Stetler, 2022)

2.1.1.11 Mode

Mode menunjukkan modalitas (mayor atau minor) dari sebuah trek, jenis tangga nada dari mana konten melodinya berasal. Mayor diwakili oleh 1 dan minor adalah 0. (Stetler, 2022)

2.1.1.12 Speechiness

Speechiness mendeteksi keberadaan kata-kata yang diucapkan di trek. Semakin eksklusif pidato seperti rekaman (misalnya *talk show*, buku audio, puisi), semakin mendekati 1,0 nilai atributnya. Nilai di atas 0,66 menggambarkan trek yang mungkin seluruhnya terbuat dari kata-kata yang diucapkan. Nilai antara 0,33 dan 0,66 menggambarkan trek yang mungkin berisi musik dan ucapan, baik dalam bagian atau berlapis,

termasuk kasus seperti musik rap. Nilai di bawah 0,33 kemungkinan besar mewakili musik dan trek non-suara lainnya.(Luo, 2018)

2.1.1.13 *Acousticness*

Acousticness merupakan ukuran kepercayaan dari 0,0 hingga 1,0 apakah trek akustik. 1.0 mewakili kepercayaan diri yang tinggi bahwa trek tersebut akustik.(Luo, 2018)

2.1.1.14 *Instrumentaness*

Instrumentaness adalah memprediksi apakah trek tidak berisi vokal. Suara "Ooh" dan "aah" diperlakukan sebagai instrumental dalam konteks ini. *Rap* atau trek kata yang diucapkan jelas "vokal". Semakin dekat nilai instrumental menjadi 1,0, semakin besar kemungkinan trek tersebut tidak berisi konten vokal. Nilai di atas 0,5 dimaksudkan untuk mewakili trek instrumental, tetapi kepercayaan lebih tinggi saat nilainya mendekati 1,0. (Stetler, 2022)

2.1.1.15 *Liveness*

Liveness untuk mendeteksi kehadiran penonton dalam rekaman. Nilai keaktifan yang lebih tinggi menunjukkan peningkatan kemungkinan bahwa trek ditampilkan secara langsung. Nilai di atas 0,8 memberikan kemungkinan yang kuat bahwa trek itu hidup.(Stetler, 2022)

2.1.1.16 *Tempo*

Perkiraan *tempo* keseluruhan trek dalam ketukan per menit (*BPM*). Dalam terminologi musik, *tempo* adalah kecepatan atau kecepatan dari bagian tertentu dan berasal langsung dari durasi ketukan rata-rata.(Luo, 2018)

2.1.1.17 *Valance*

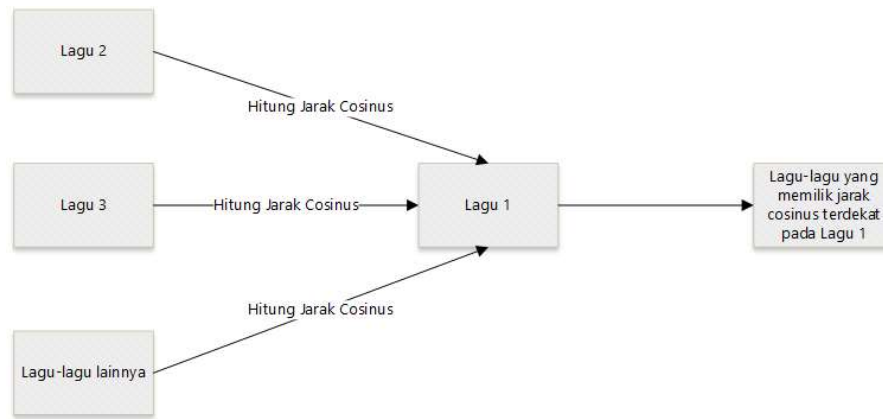
Ukuran dari 0,0 hingga 1,0 yang menggambarkan kepositifan musik yang disampaikan oleh sebuah lagu. trek dengan valensi tinggi terdengar lebih *positif* (misalnya bahagia, ceria, *euforia*), sedangkan trek dengan valensi rendah terdengar lebih negatif (misalnya sedih, tertekan, marah). (Stetler, 2022)

2.1.2 Recommendation System (Sistem Rekomendasi)

Sistem rekomendasi adalah sistem yang digunakan untuk mendapatkan sesuatu yang diinginkan. (Softscients, 2022).

2.1.3 Content-Based Filtering

Metode *content-based filtering* merupakan rekomendasi berdasarkan kemiripan konten atau item (Girsang, 2017) dan merekomendasikan konten atau item yang mirip tersebut. Sistem rekomendasi pada metode ini menghubungkan item atau konten (Adhikari, 2019) berdasarkan properti trek. Rekomendasi berbasis konten juga mampu merekomendasikan konten atau item baru yang belum pernah dinilai oleh pengguna mana pun sebelumnya karena rekomendasi ini dibuat secara eksklusif berdasarkan fitur-fiturnya, dan bukan berdasarkan peringkat pengguna lain. (Liu & Callvik, 2017) Konten atau item yang digunakan pada proses pengolahan data ini adalah *Genres*, yaitu mencari kemiripan berdasarkan *genre* yang ditentukan. *Genre index 0* pada data *top songs – global* sebagai kriteria atau parameter. *Genre* lagu lainnya akan dihitung jarak *cosinus* terdekatnya dengan lagu *index 0*. Setelah dihitung berdasarkan jarak cosinusnya maka lagu-lagu yang muncul akan menjadi lagu-lagu yang akan direkomendasikan.



Gambar II-2 Content-Based Filtering

2.1.3.1 Cosine Distance

Cosine distance adalah ukuran kesamaan antara dua vektor berdasarkan sudut kosinus di antara mereka. Penelitian ini mengusulkan sistem pendeteksi kemiripan *genre* dengan cara mengelompokkan dan menghitung sudut *cosinus* antar *genre* yang diperiksa. (Usino et al., 2019) *Cosine distance* digunakan untuk melakukan perhitungan kesamaan dari *genre*. Semakin besar nilai kosinus (maksimal 1) yang dihasilkan oleh *genre* yang dibandingkan, maka fitur yang dimiliki keduanya semakin mirip sehingga dapat dikelompokkan ke dalam label kelas yang sama. (Zuhraeni et al., 2022) Pengukuran jarak dilakukan dengan menggunakan metode jarak *cosine distance*. Jarak *cosine distance* didefinisikan dengan rumus seperti berikut: (Wang et al., 2020)

$$d(x, y) = 1 - \frac{x \cdot y}{||x|| ||y||}$$

Dimana:

x, y = nilai rata-rata dari vektor x dan y .

2.4 KAJIAN PENDEKATAN YANG DIUSULKAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Content-Based Filtering*. Data yang dihimpun berkenaan dengan data 50 lagu teratas-global. Tujuan penelitian ini ialah membuat *framewok* sederhana sebuah sistem rekomendasi yang berfungsi untuk menyarankan sebuah lagu berdasarkan properti trek yang ada.

2.5 KARAKTERISTIK DATA YANG DIGUNAKAN

Dataset yang digunakan adalah data yang didapatkan dari mengkonvert data *playlist* ke dalam bentuk *format csv*. Adapun karakteristik data yang digunakan sebagai berikut: (Luo, 2018; SpotifyAB, 2022; Stetler, 2022)

Tabel II-2 Karakteristik data yang digunakan

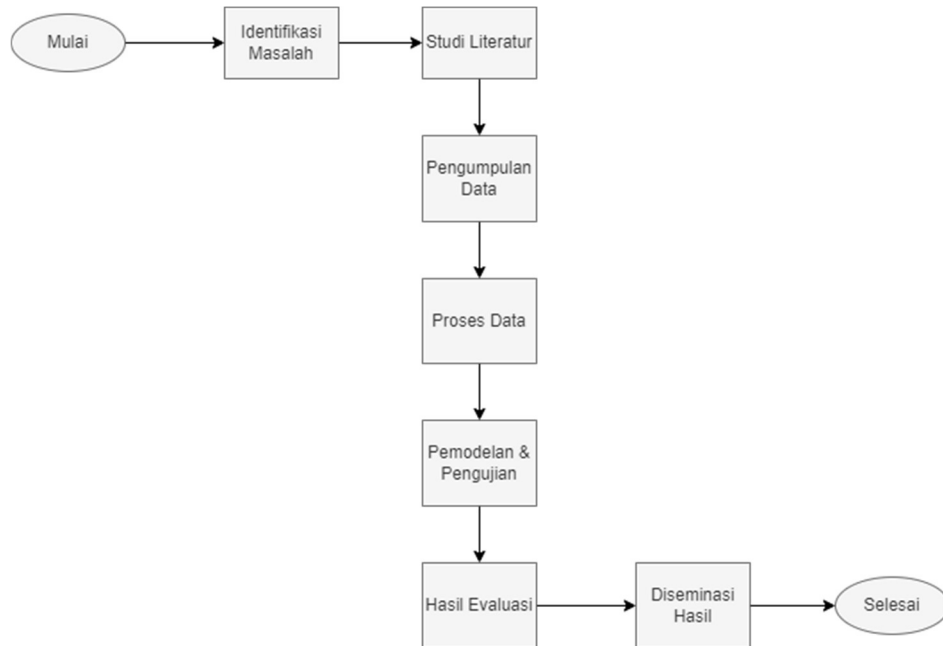
No	Atribut	Tipe Data
1.	<i>Track name</i>	<i>String</i>
2.	<i>Album name</i>	<i>String</i>
3.	<i>Artist name</i>	<i>String</i>
4.	<i>Duration</i>	<i>Int</i>
5.	<i>Popularity</i>	<i>Int</i>
6.	<i>Genres</i>	<i>String</i>
7.	<i>Danceability</i>	<i>Float</i>
8.	<i>Energy</i>	<i>Float</i>
9.	<i>Key</i>	<i>Int</i>
10.	<i>Loudness</i>	<i>Float</i>
11.	<i>Mode</i>	<i>Int</i>
12.	<i>Speechiness</i>	<i>Float</i>

13.	<i>Acousticness</i>	<i>Float</i>
14.	<i>Instrumentaness</i>	<i>Float</i>
15.	<i>Liveness</i>	<i>Float</i>
16.	<i>Tempo</i>	<i>Float</i>
17.	<i>Valance</i>	<i>Float</i>

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 DIAGRAM ALUR METODOLOGI PENELITIAN



Gambar III-1 Metodologi Penelitian

3.2 INDIKATOR CAPAIAN

Berdasarkan diagram alur metode penelitian diatas, terdapat indikator capaian sebagai berikut:

Gambar III-2 Indikator Capaian

No.	Tahapan		Indikator capaian
1.	Identifikasi dan perumusan masalah	→	1. Penentuan Rumusan Masalah.
2.	Studi literatur	→	2. <i>Concept Map</i> Sistem Rekomendasi lagu terhadap properti trek yang ada berdasarkan data dan metode <i>Content-Based Filtering</i> .
3.	Pengumpulan data	→	3. Data mentah yang di <i>convert</i> dari <i>playlist platform</i> musik <i>spotify</i> .
3.	Proses Data	→	4. Proses data yang sudah siap untuk pemodelan dengan tahapan analisa, pembersihan, penanganan nilai yang hilang dan transformasi.
4.	Pemodelan & Pengujian	→	5. <i>Content-Based Filtering</i> merupakan pemodelan yang digunakan untuk merekomendasi lagu berdasarkan properti trek. Data diuji menggunakan <i>Jupyter Notebook</i> dalam mengolah data menggunakan pemodelan.
5.	Evaluasi	→	6. Hasil penelitian dan performansi model.
6.	Diseminasi hasil	→	7. Laporan Tugas Akhir dan <i>draft</i> jurnal Tugas Akhir.

3.3 TAHAPAN – TAHAPAN METODE PENELITIAN

Berikut adalah tahapan-tahapan metode:

3.1.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan langkah pertama dalam tahapan metode penelitian yang berfungsi untuk mengidentifikasi masalah. Pada tahap ini peneliti melakukan penelitian dengan cara menemukan masalah (*problem*) yang ada, kemudian melakukan indentifikasi sumber permasalahan (*root cause*) sehingga menciptakan permasalahan (*problem statement*) yang menjelaskan permasalahan yang sudah diidentifikasi. Adapun Permasalahan yang terdapat pada penelitian ini adalah bagaimana cara merekomendasikan lagu berdasarkan properti trek.

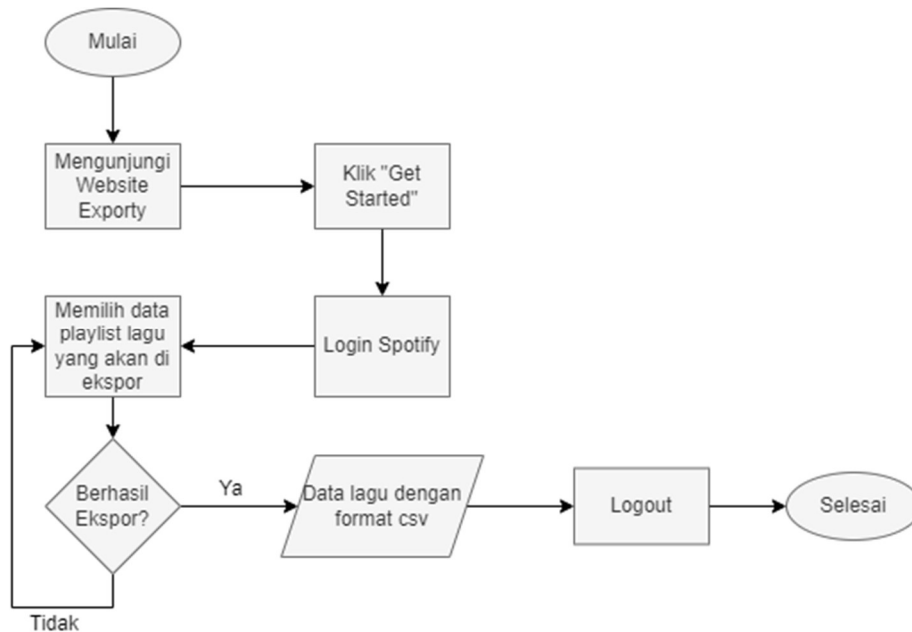
3.1.2 Studi Literatur

Setelah dilakukan tahap indentifikasi masalah langkah selanjutnya dalam tahapan metode penelitian adalah studi literatur. Pada tahap ini peneliti melakukan pencarian informasi yang relevan dengan masalah yang akan diteliti dan mengkaji beberapa teori dasar yang relevan dengan permasalahan yang akan diteliti kemudian memperdalam pengetahuan peneliti tentang permasalahan yang akan diteliti dan mengkaji hasil-hasil penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penelitian yang akan diteliti dan mendapatkan informasi tentang aspek-aspek mana dari suatu permasalahan yang sudah pernah diteliti untuk menghindari agar tidak terjadi *plagiarisme* penelitian.

3.1.3 Pengumpulan data

Pengumpulan data adalah tahap setelah studi literatur. Tujuan pengumpulan data adalah untuk memperoleh data yang akan digunakan dalam penelitian. Peneliti melakukan pengumpulan studi literatur yang

relevansi dan sesuai dengan apa yang dibutuhkan untuk menunjang penelitian untuk dapat melakukan teknik pengumpulan data studi literatur. Maka dari itu data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang di *convert* dari *website* <https://exportify.net/#playlists> kedalam bentuk *format csv*. *Website* tersebut berfungsi untuk mengekspor daftar putar *spotify* menggunakan *Web API*. Alur dari pengumpulan data dapat dilihat dari *flowchart* berikut:



Gambar III-3 Flowchart pengumpulan data

Penjelasan *flowchart*, dimulai dengan cara mengunjungi *website Exportify* kemudian akan muncul tampilan awal dari *website*. Klik “*Get Started*”, kemudian akan dialihkan ke halaman *login* dan melakukan proses *login*. Setelah masuk *login* selanjutnya akan di tampilkan daftar *spotify* yang sudah ditambahkan kedalam koleksi *playlist* pada *spotify*. Kemudian *klik export* lalu *playlist* yang berisi lagu yang ingin diambil

datanya akan terekspor menjadi data yang berbentuk *file csv*. kemudian *logout* setelah selesai melakukan *export* data.

3.1.4 Proses Data

Setelah dilakukan pengumpulan data langkah selanjutnya dalam tahap metodologi penelitian adalah proses data. Pada tahap proses data atau pengolahan data dilakukan data *cleaning*. *Cleaning* data adalah prosedur untuk memastikan keakuratan, konsistensi, dan kegunaan data dalam kumpulan data. Prosedurnya adalah mendeteksi kesalahan atau kerusakan pada data dan kemudian memperbaiki atau menghapusnya jika perlu.

3.1.5 Pemodelan dan Pengujian

Tahapan selanjutnya yaitu Pemodelan dan Pengujian. Tahap ini ialah tahap menggunakan metode rekomendasi dalam pemodelan dan pengujian data. *Content-Based Filtering* merupakan metode, model atau algoritma yang akan digunakan pada penelitian ini. Pemodelan ada tahap yang dilakukan sebelum pengujian. Dalam pemodelan dipertimbangkan dulu model yang akan dipakai dalam mengelola data. Kemudian langkah selanjutnya setelah pemodelan adalah langkah Pengujian menggunakan model *Content-Based Filtering*.

3.1.6 Hasil Evaluasi

Tahap hasil evaluasi adalah tahap performansi dari pemodelan dan pengujian. Hasil pengujian data akan diimplementasi pada tahap hasil evaluasi.

3.1.7 Diseminasi Hasil

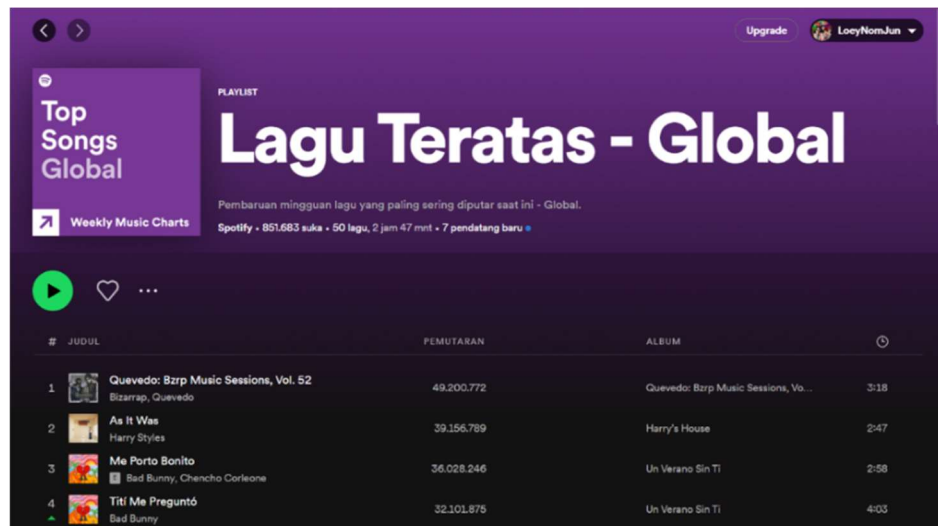
Tahap deseminasi hasil adalah tahap untuk artikel yang diterbitkan dalam laporan penelitian dan *draft* jurnal.

BAB 4

























PEMBAHASAN DAN HASIL

4.1 STATE OF THE ART (SOTA)

Penelitian ini dilakukan dengan mengambil data selama 1 minggu terakhir dari *playlist* 50 Lagu Teratas - Global (*50 Top Songs - Global*) sebanyak 50 data lagu. Untuk hasil data mentah atau data yang belum dilakukan proses data yaitu data yang ada pada *spotify*, dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar IV-1 Chart Spotify (a)

5		Running Up That Hill (A Deal With God) Kate Bush	30.032.752	Hounds Of Love	♥	4:58
6		DESPECHÁ ROSALÍA	28.107.868	DESPECHÁ		2:37
7		Efecto Bad Bunny	26.359.490	Un Verano Sin Ti		3:33
8		Glimpse of Us Joji	25.333.978	Glimpse of Us	♥	3:53
9		Ojitos Lindos Bad Bunny, Bomba Estéreo	23.486.675	Un Verano Sin Ti		4:18
10		Bad Habit Steve Lacy	21.288.974	Gemini Rights		3:52
11		Moscow Mule Bad Bunny	20.845.139	Un Verano Sin Ti		4:05
12		Heat Waves Glass Animals	20.321.676	Dreamland (+ Bonus Levels)	♥	3:58
13		La Bachata Manuel Turizo	20.180.692	La Bachata		2:42
14		PROVENZA KAROL G	19.745.401	PROVENZA		3:30
15		Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg) benny blanco, BTS, Snoop Dogg	19.500.644	Bad Decisions (with BTS & Snoop ...		2:52
16		I Ain't Worried OneRepublic	19.361.468	I Ain't Worried (Music From The M...		2:28
17		Left and Right (Feat. Jung Kook of BTS) Charlie Puth, Jung Kook, BTS	18.378.990	Left and Right (Feat. Jung Kook of ...	♥	2:34
18		Doja Central Cee	17.262.833	Doja	♥	1:37
19		BREAK MY SOUL Beyoncé	16.262.031	RENAISSANCE		4:38
20		About Damn Time Lizzo	15.991.437	Special		3:11
21		STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil Baby) DJ Khaled, Drake, Lil Baby	15.991.390	STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil ...		2:58
22		STAY (with Justin Bieber) The Kid LAROI, Justin Bieber	15.847.791	F*CK LOVE 3: OVER YOU	♥	2:21
23		Tarot Bad Bunny, Jhay Cortez	15.746.632	Un Verano Sin Ti		3:57
24		Cold Heart - PNAU Remix Elton John, Dua Lipa, PNAU	15.351.197	The Lockdown Sessions		3:22
25		Te Felicito Shakira, Rauw Alejandro	15.230.719	Te Felicito		2:52
26		SNAP Rosa Linn	15.219.493	SNAP PACK		2:59
27		Late Night Talking Harry Styles	14.395.673	Harry's House		2:57
28		Party Bad Bunny, Rauw Alejandro	14.346.290	Un Verano Sin Ti		3:47

Gambar IV-2 IV 1 Chart Spotify (b)

29		I Like You (A Happier Song) (with Doja Cat)	14.133.871	Twelve Carat Toothache	♥	3:12
30		Bam Bam (feat. Ed Sheeran)	14.016.418	Familia	♥	3:26
31		Jimmy Cooks (feat. 21 Savage)	13.188.576	Honestly, Nevermind		3:38
32		Under The Influence	13.145.783	Indigo (Extended)		3:04
33		Sunroof	13.141.161	Sunroof	♥	2:43
34		Sweater Weather	12.617.763	I Love You.		4:00
35		Blinding Lights	12.478.897	After Hours		3:20
36		Ferrari	12.308.447	Ferrari		3:06
37		Ghost	12.221.064	Justice	♥	2:33
38		La Corriente	12.129.312	Un Verano Sin Ti		3:18
39		One Kiss (with Dua Lipa)	11.931.800	One Kiss (with Dua Lipa)	♥	3:34
40		Vegas (From the Original Motion Picture Soundtrack ...)	11.912.237	Vegas (From the Original Motion P...		3:02
41		Die For You	11.891.349	Starboy		4:20
42		Until I Found You	11.831.698	Until I Found You	♥	2:57
43		MIDDLE OF THE NIGHT	11.830.078	MIDDLE OF THE NIGHT	♥	3:04
44		First Class	11.457.282	Come Home The Kids Miss You		2:53
45		Another Love	11.450.164	Long Way Down (Deluxe)		4:04
46		Una Noche en Medellín	11.162.073	Una Noche en Medellín		2:33
47		Kesariya (From "Brahmastra")	10.934.301	Kesariya (From "Brahmastra")		4:28
48		Después de la Playa	10.923.650	Un Verano Sin Ti		3:50
49		Dandelions	10.619.440	Safe Haven	♥	3:53
50		Shivers	10.503.440	=	♥	3:27

Gambar IV-3 IV 1 Chart Spotify (c)

Kemudian data *diconvert* dalam *format file csv*.

Gambar IV-4 Data dalam bentuk file csv

Spotify ID,Artist IDs,Track Name,Album Name,Artist Name(s),Release Date,Di
 2tTmW7RDtMQtBk7m2rYeSw,"716NhGYqD1jl2wl1Qkgq36,52iwsT98xCoGgiC
 4Dvkj6JhhA12EX05fT7y2e,"6KImCVD70vtloJWnq6nGn3","As It Was","Harry's
 6Sq7ltF9Qa7SNFBsV5Cogx,"4q3ewBCX7sLwd24euuV69X,37230BxxYs9ksS7O
 11HWl5LamUGEuP4ozKQsXZ,"4q3ewBCX7sLwd24euuV69X","Tití Me Pregunt
 75FEaRjZTKLhTrFGsfMUXR,"1aSxMhuvixZ8h9dK9jIDwL","Running Up That Hil
 5ildQOEKmjUWGI2vRkFdYc,"7ltDVBBr6mKbRvohxheJ9h1","DESPECHÁ","DESPE
 5Eax0qFko2dh7RI2lYs3bx,"4q3ewBCX7sLwd24euuV69X","Efecto","Un Verano
 6xGruZOHLS39ZbVccQTuPZ,"3MZsBdqDrRTJihTHQrO6Dq","Glimpse of Us","G
 3k3NWokhRRkEPHCzPmV8TW,"4q3ewBCX7sLwd24euuV69X,5n9bMYfz9qss2'

Tabel IV-1 Tabel Data

Track Name	Album Name	Artist Name(s)	Popularity	Genres
Quevedo : Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Bizarrap, Quevedo	100	argentine hip hop,pop venezolano,trap argentino,rap canario,trap latino
As It Was	Harry's House	Harry Styles	93	pop
Me Porto Bonito	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny,Chencho Corleone	99	latin,reggaeton,trap latino
Tití Me Preguntó	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny	98	latin,reggaeton,trap latino
Running Up That Hill (A Deal)	Hounds of Love	Kate Bush	95	art pop,art rock,baroque pop,new wave pop,permanent

<i>with God)</i>				<i>wave,piano rock,singer-songwriter</i>
<i>DESPECHÁ</i>	<i>DESPECHÁ</i>	<i>ROSALÍA</i>	<i>93</i>	<i>r&b en espanol</i>
<i>Efecto</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny</i>	<i>96</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino</i>
<i>Glimpse of Us</i>	<i>Glimpse of Us</i>	<i>Joji</i>	<i>97</i>	<i>viral pop</i>
<i>Ojitos Lindos</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny,Bomba Estéreo</i>	<i>96</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino,cumbia,latin alternative,pop electronico,tropical alternativo</i>
<i>Bad Habit</i>	<i>Gemini Rights</i>	<i>Steve Lacy</i>	<i>85</i>	<i>afrofuturism</i>
<i>Moscow Mule</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny</i>	<i>95</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino</i>
<i>Heat Waves</i>	<i>Dreamland (+ Bonus Levels)</i>	<i>Glass Animals</i>	<i>90</i>	<i>gauze pop,indietronica,shiver pop</i>
<i>La Bachata</i>	<i>La Bachata</i>	<i>Manuel Turizo</i>	<i>92</i>	<i>colombian pop,latin,latin pop,reggaeton,reggaeton colombiano,trap latino</i>
<i>PROVENZA</i>	<i>PROVENZA</i>	<i>KAROL G</i>	<i>94</i>	<i>latin,reggaeton,reggaeton colombiano</i>

<i>Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)</i>	<i>Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)</i>	<i>benny blanco,BTS,Snoop Dogg</i>	<i>88</i>	<i>electropop,pop,pop rap,k-pop,k-pop boy group,g funk,gangster rap,hip hop,rap,west coast rap</i>
<i>I Ain't Worried</i>	<i>I Ain't Worried (Music from The Motion Picture Top Gun: Maverick)</i>	<i>OneRepublic</i>	<i>93</i>	<i>dance pop,piano rock,pop,pop rock</i>
<i>Left and Right (Feat. Jung Kook of BTS)</i>	<i>Left and Right (Feat. Jung Kook of BTS)</i>	<i>Charlie Puth,Jung Kook,BTS</i>	<i>94</i>	<i>dance pop,pop,viral pop,k-pop,k-pop boy group</i>
<i>Doja</i>	<i>Doja</i>	<i>Central Cee</i>	<i>91</i>	<i>drill brasileiro</i>
<i>BREAK MY SOUL</i>	<i>RENAISSANCE</i>	<i>Beyoncé</i>	<i>82</i>	<i>dance pop,pop,r&b</i>
<i>About Damn Time</i>	<i>Special</i>	<i>Lizzo</i>	<i>80</i>	<i>dance pop,escape room,minnesota hip hop,pop,trap queen</i>
<i>STAYING ALIVE (feat.</i>	<i>STAYING ALIVE (feat.</i>	<i>DJ Khaled,Drake,Lil Baby</i>	<i>85</i>	<i>dance pop,hip hop,miami hip hop,pop,pop rap,rap,southern hip</i>

<i>Drake & Lil Baby)</i>	<i>Drake & Lil Baby)</i>			<i>hop,trap,canadian hip hop,canadian pop,toronto rap,atl hip hop,atl trap</i>
<i>STAY (with Justin Bieber)</i>	<i>F*CK LOVE 3: OVER YOU</i>	<i>The Kid LAROI,Justin Bieber</i>	<i>86</i>	<i>australian hip hop,canadian pop,pop</i>
<i>Tarot</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny,Jhay Cortez</i>	<i>93</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino</i>
<i>Cold Heart - PNAU Remix</i>	<i>The Lockdown Sessions</i>	<i>Elton John,Dua Lipa,PNAU</i>	<i>84</i>	<i>glam rock,mellow gold,piano rock,dance pop,pop,uk pop,alternative dance,aussietronica,australian dance,australian electropop</i>
<i>Te Felicito</i>	<i>Te Felicito</i>	<i>Shakira,Rauw Alejandro</i>	<i>93</i>	<i>colombian pop,dance pop,latin,latin pop,pop,puerto rican pop,trap latino</i>
<i>SNAP</i>	<i>SNAP PACK</i>	<i>Rosa Linn</i>	<i>72</i>	
<i>Late Night Talking</i>	<i>Harry's House</i>	<i>Harry Styles</i>	<i>93</i>	<i>pop</i>
<i>Party</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny,Rauw Alejandro</i>	<i>93</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino,puerto rican pop</i>

<i>I Like You (A Happier Song) (with Doja Cat)</i>	<i>Twelve Carat Toothache</i>	<i>Post Malone, Doja Cat</i>	<i>91</i>	<i>dfw rap, melodic rap, rap, dance pop, pop</i>
<i>Bam Bam (feat. Ed Sheeran)</i>	<i>Familia</i>	<i>Camila Cabello, Ed Sheeran</i>	<i>84</i>	<i>dance pop, pop, post-teen pop, uk pop</i>
<i>Jimmy Cooks (feat. 21 Savage)</i>	<i>Honestly, Nevermind</i>	<i>Drake, 21 Savage</i>	<i>92</i>	<i>canadian hip hop, canadian pop, hip hop, rap, toronto rap, atl hip hop, trap</i>
<i>Under The Influence</i>	<i>Indigo (Extended)</i>	<i>Chris Brown</i>	<i>88</i>	<i>dance pop, pop, pop rap, r&b</i>
<i>Sunroof</i>	<i>Sunroof</i>	<i>Nicky Youre, dazy</i>	<i>91</i>	
<i>Sweater Weather</i>	<i>I Love You.</i>	<i>The Neighbourhood</i>	<i>90</i>	<i>modern alternative rock, modern rock, pop, shimmer pop</i>
<i>Blinding Lights</i>	<i>After Hours</i>	<i>The Weeknd</i>	<i>90</i>	<i>canadian contemporary r&b, canadian pop, pop</i>

<i>Ferrari</i>	<i>Ferrari</i>	<i>James Hype, Miggy Dela Rosa</i>	<i>90</i>	<i>deep groove house, edm, house, pop dance, tropical house, uk dance</i>
<i>Ghost</i>	<i>Justice</i>	<i>Justin Bieber</i>	<i>89</i>	<i>canadian pop, pop</i>
<i>La Corriente</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny, Tony Dize</i>	<i>91</i>	<i>latin, reggaeton, trap latino, latin hip hop</i>
<i>One Kiss (with Dua Lipa)</i>	<i>One Kiss (with Dua Lipa)</i>	<i>Calvin Harris, Dua Lipa</i>	<i>90</i>	<i>dance pop, edm, electro house, house, pop, progressive house, uk dance, uk pop</i>
<i>Vegas (From the Original Motion Picture Soundtrack ELVIS)</i>	<i>Vegas (From the Original Motion Picture Soundtrack ELVIS)</i>	<i>Doja Cat</i>	<i>90</i>	<i>dance pop, pop</i>
<i>Die for You</i>	<i>Starboy</i>	<i>The Weeknd</i>	<i>84</i>	<i>canadian contemporary r&b, canadian pop, pop</i>
<i>Until I Found You</i>	<i>Until I Found You</i>	<i>Stephen Sanchez</i>	<i>91</i>	<i>gen z singer-songwriter</i>

<i>MIDDLE OF THE NIGHT</i>	<i>MIDDLE OF THE NIGHT</i>	<i>Elley Duhé</i>	<i>91</i>	<i>alt z,pop</i>
<i>First Class</i>	<i>Come Home the Kids Miss You</i>	<i>Jack Harlow</i>	<i>82</i>	<i>deep underground hip hop,kentucky hip hop,rap</i>
<i>Another Love</i>	<i>Long Way Down</i>	<i>Tom Odell</i>	<i>55</i>	<i>chill pop,pop</i>
<i>Una Noche en Medellín</i>	<i>Una Noche en Medellín</i>	<i>Cris Mj</i>	<i>91</i>	<i>mambo chileno,urbano chileno</i>
<i>Kesariya (From Brahmasttra)</i>	<i>Kesariya (From Brahmasttra)</i>	<i>Pritam,Arijit Singh,Amitabh Bhattacharya</i>	<i>87</i>	<i>desi pop,filmi,indian instrumental,modern bollywood</i>
<i>Después de la Playa</i>	<i>Un Verano Sin Ti</i>	<i>Bad Bunny</i>	<i>91</i>	<i>latin,reggaeton,trap latino</i>
<i>Dandelions</i>	<i>Safe Haven</i>	<i>Ruth B.</i>	<i>90</i>	<i>alt z,canadian contemporary r&b,canadian pop,pop</i>
<i>Shivers</i>	<i>=</i>	<i>Ed Sheeran</i>	<i>89</i>	<i>pop,uk pop</i>

Proses selanjutnya dalam penelitian ini adalah proses pemodelan dan pengujian data. Penelitian ini menggunakan *content-based filtering* dalam pemodelannya. Langkah-langkah dalam pemodelan menggunakan *content-based filtering*.

a) Import Library

```
In [1]: import pandas as pd
import numpy as np
import sklearn
import nltk
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_distances
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from nltk.tokenize import word_tokenize
```

Gambar IV-5 Import Library

b) Menampilkan 5 dataset teratas.

```
In [2]: df = pd.read_csv("lagu_teratas_-_global.csv")
df.head()
```

Out[2]:

	Spotify ID	Artist IDs	Track Name	Album Name	Artist Name(s)	Release Date	Duration (ms)	Popularity	Adde
0	2TmW7RDIMQIBk7m2rYeSw	718NhGYqD1j2wH1Qkgq36,52hwsT98xCoGgIGntIR7K	Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Bizarrap, Quevedo	2022-07-06	198937	100	spotify
1	4Dvk6JhhA12EX05fT7y2e	6KImCVD70vtoJWnq9nGn3	As It Was	Harry's House	Harry Styles	2022-05-20	167303	93	spotify
2	6Sq7fF9Qa7SNFBsV5Coxg	4q3ewBCX7sLwd24euuV69X,37230BxxYs9ksS7OkZw3IU	Me Porto Bonito	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny, Chencho Corleone	2022-05-06	178567	99	spotify
3	1iHWi5LamUGeUP4ozKQ5XZ	4q3ewBCX7sLwd24euuV69X	Titi Me Preguntó	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny	2022-05-06	243716	98	spotify
4	75FEaRjZTKLhTfF0sRfMUXR	1a5x1lhuvixZ6h9dK9jDwL	Running Up That Hill (A Deal With God)	Hounds Of Love	Kate Bush	1985	298933	95	spotify

5 rows x 23 columns

Gambar IV-6 Menampilkan data

c) Cleaning Data

Cleaning data adalah prosedur untuk memastikan keakuratan, konsistensi, dan kegunaan data dalam kumpulan data. Prosedurnya adalah mendeteksi kesalahan atau kerusakan pada data dan kemudian memperbaiki atau menghapusnya jika perlu. Berikut adalah proses data yang telah dilakukan *cleaning* data:

– Drop tabel

Drop tabel yang berfungsi untuk menghilangkan tabel yang tidak digunakan atau diperlukan dalam proses penelitian. Terdapat beberapa data yang tidak diperlukan dalam penelitian ini, dan di lakukan *drop* tabel. Dapat dilihat sebagai berikut:

```
In [4]: df=df.drop(['spotify ID', 'Artist IDs', 'Added At', 'Added By'], axis=1)
```

```
In [5]: df
```

```
Out[5]:
```

	Track Name	Album Name	Artist Name(s)	release	duration	Popularity	Genres	Danceability	Energy	Key	Loudness	Mode	Spe
0	Quevedo: Rrrp Music Sessions, Vol. 52	Quevedo: Rrrp Music Sessions, Vol. 52	Bizarrap, Quevedo	2022-07-06	186937	100	argentine hip hop, pop venezolano, trap argentin...	0.621	0.782	2	-5.548	1	
1	As It Was	Harry's House	Harry Styles	2022-05-20	167303	93	pop	0.520	0.731	6	-5.338	0	
2	Me Porto Bonito	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny, Jhay Cortez	2022-05-06	178567	99	latin reggaeton, trap latino	0.911	0.712	1	-5.105	0	
3	Titi Me Preguntó	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny	2022-05-06	243716	98	latin reggaeton, trap latino	0.650	0.715	5	-5.198	0	
4	Running Up That Hill (A Deal With God)	Hounds Of Love	Kate Bush	1985	298933	95	art pop, art rock, baroque pop, new wave, pop, perth...	0.629	0.547	10	-13.123	0	

Gambar IV-7 Drop tabel

– Cek Data

Mengecek apakah data tersebut memiliki *missing value* atau tidak. Setelah dilakukan pengecekan data terdapat 2 data yang memiliki *missing value*:

```
In [6]: df.isnull().sum()
```

```
Out[6]: Track Name      0
Album Name      0
Artist Name(s)    0
release          0
duration         0
Popularity       0
Genres          2
Danceability     0
Energy          0
Key             0
Loudness        0
Mode            0
Speechiness     0
Acousticness    0
Instrumentalness 0
Liveness        0
Valence         0
Tempo          0
Time Signature  0
dtype: int64
```

Gambar IV-8 Missing Value

Lalu dilakukan proses mengisi nilai *NA/NaN (Not a Number)* menjadi 0.

```
In [7]: df.fillna(0).head()
```

```
Out[7]:
```

	Track Name	Album Name	Artist Name(s)	release	duration	Popularity	Genres	Danceability	Energy	Key	Loudness	Mode	Speechiness	Acousticness
0	Quevedo: Rrrp Music Sessions, Vol. 52	Quevedo: Rrrp Music Sessions, Vol. 52	Bizarrap, Quevedo	2022-07-06	186937	100	argentine hip hop, pop venezolano, trap argentin...	0.621	0.782	2	-5.548	1	0.0440	0.01
1	As It Was	Harry's House	Harry Styles	2022-05-20	167303	93	pop	0.520	0.731	6	-5.338	0	0.0557	0.34
2	Me Porto Bonito	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny, Jhay Cortez	2022-05-06	178567	99	latin reggaeton, trap latino	0.911	0.712	1	-5.105	0	0.0817	0.06
3	Titi Me Preguntó	Un Verano Sin Ti	Bad Bunny	2022-05-06	243716	98	latin reggaeton, trap latino	0.650	0.715	5	-5.198	0	0.2530	0.06
4	Running Up That Hill (A Deal With God)	Hounds Of Love	Kate Bush	1985	298933	95	art pop, art rock, baroque pop, new wave, pop, perth...	0.629	0.547	10	-13.123	0	0.0550	0.72

Gambar IV-9 Mengisi nilai NA/NaN

Kemudian menghapus atau menghilangkan semua entri dengan nilai *NaN* atau 0 seperti berikut:

```
In [8]: df = df.dropna(axis = 0)
df.shape
Out[8]: (48, 19)
```

Gambar IV-10 Menghilangkan nilai *NaN* atau 0

d) Pemodelan sistem rekomendasi berdasarkan konten.

Pada pemodelan menggunakan *content-based filtering* memiliki beberapa tahap dalam menampilkan rekomendasi berdasarkan konten. Dapat dilihat sebagai berikut:

– Encode Data

Pada tahap ini *genres* di *encode* dengan cara mengkonversi *teks* menjadi *vector* menggunakan *CountVectorizer* dengan konten yang digunakan dalam merekomendasikan yaitu kemiripan konten index 0 pada properti trek *genres*. Dengan langkah sebagai berikut:

```
content based filtering

encode data

In [10]: bow = CountVectorizer(stop_words="english", tokenizer=word_tokenize)
bow.fit_transform(df.Genres)

In [11]: idx = 0

In [12]: content = df.loc[idx, "Genres"]
content
Out[12]: 'argentine hip hop,pop venezolano,trap argentino,rap canario,trap latino'

In [13]: code = bow.transform([content])
code
Out[13]: <1x93 sparse matrix of type '<class 'numpy.int64'>'
with 11 stored elements in Compressed Sparse Row format>

In [14]: code.toarray()
Out[14]: array([[0, 4, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 2, 0, 0, 0, 0,
1, 0, 0, 0, 0]], dtype=int64)
```

Gambar IV-11 Encode data

– Mencari *similarity*.

Pada tahap ini kita menggunakan *cosine distance* dalam mencari kesamaan atau kemiripan konten dengan cara

menghitung jarak *cosinus* yaitu ukuran kesamaan antara dua vektor berdasarkan sudut kosinus di antara konten. (Usino et al., 2019) Kemudian mengembalikan nilai index bilangan bulat yang akan mengurutkan indeks. Dari hasil mengurutkan tersebut maka didapat hasil rekomendasi berdasarkan *index 0* yaitu 5 lagu teratas yang mirip dengan konten yang sama dengan *index 0* dan dapat dilihat sebagai berikut:

```
search
In [15]: dist = cosine_distances(code, bank)
         dist
Out[15]: array([[2.33056907e-16, 8.14306662e-01, 2.77814619e-01, 2.77814619e-01,
                3.63250049e-01, 1.00000000e+00, 2.77814619e-01, 8.68693567e-01,
                2.57218647e-01, 1.00000000e+00, 2.77814619e-01, 4.40107489e-01,
                2.74981512e-01, 5.38023824e-01, 2.58888899e-01, 4.31425667e-01,
                3.82817222e-01, 1.00000000e+00, 4.65943738e-01, 2.27951353e-01,
                1.64173453e-01, 3.56732479e-01, 2.77814619e-01, 3.24668997e-01,
                2.94784572e-01, 8.14306662e-01, 2.57218647e-01, 3.10641227e-01,
                4.38518079e-01, 1.99999928e-01, 3.8847526e-01, 4.57927835e-01,
                5.35785659e-01, 4.12112863e-01, 5.45141174e-01, 2.55330214e-01,
                3.48198443e-01, 5.45141174e-01, 5.35785659e-01, 1.00000000e+00,
                5.35785659e-01, 3.96490151e-01, 5.45141174e-01, 7.19255037e-01,
                3.96490151e-01, 2.77814619e-01, 4.57917835e-01, 5.45141174e-01]])

In [24]: rec_idx = dist.argsort()[0, 0:6]
         rec_idx
Out[24]: array([ 0, 29, 20, 19, 14, 35], dtype=int64)

In [25]: df.loc[rec_idx]
Out[25]:
```

	Track Name	Album Name	Artist Name(s)	release	duration	Popularity	Genres	Danceability	Energy	Key	Loudness	Mode	Speechiness	Acous
0	Quevedo Rimp Music Sessions Vol. 52	Quevedo Rimp Music Sessions Vol. 52	Rizwanap Quevedo	2022-07-06	198937	100	argentinian hip hop pop vencorians hip argentin...	0.621	0.782	2	-5.548	1	0.0440	
20	SIYAHUO ALIVE (feat. Drake & Lil Baby)	SIYAHUO ALIVE (feat. Drake & Lil Baby)	DJ Khaleel Drake Lil Baby	2022-09-09	170176	85	dance pop hip hop miami hip hop pop rap r...	0.710	0.461	4	-7.676	0	0.0797	
29	Ram Ram (feat. Ed Sheeran)	Familia	Camila Cabello, Ed Sheeran	2022-04-07	206070	84	dance pop pop room pop uk pop	0.758	0.687	8	-6.377	1	0.0401	
19	About Damn Time	Special	Lizzo	2022-07-15	191937	80	dance pop escape room minnesota hip hop pop r...	0.639	0.743	10	-6.305	0	0.0953	
14	Dad Decisions (with BTS & Snoop Doggy)	Dad Decisions (with BTS & Snoop Doggy)	blanco, BTS Snoop Doggy	2022-08-05	172714	88	electropop pop rap k-pop k-pop boy group g...	0.782	0.861	0	-3.268	1	0.0955	
35	Ferrari	Ferrari	James Hype, Maddy Uola Kosa	2022-04-01	186661	90	deep groove house edm house pop dance tropical...	0.847	0.690	1	-7.877	0	0.0493	

Gambar IV-12 Mencari similarity

– Pemodelan *Content-Based Filtering*

Tahap pemodelan *content-based filtering* adalah pemodelan sistem rekomendasi berdasarkan *content-based filtering*. Pada pemodelan ini kita dapat menentukan konten atau item yang ingin kita rekomendasikan berdasarkan *index* yang ingin digunakan. standar rekomendasi yang digunakan ialah *index 0*, kemudian akan menampilkan rekomendasi lagu berdasarkan

genre yang mirip dengan *index* 0. Dapat dilihat sebagai berikut:

```
In [25]: class RecommenderSystem:
def __init__(self, data, content_col):
    self.df = pd.read_csv(data)
    self.content_col = content_col
    self.encoder = None
    self.bank = None
    self.df.isnull().sum()
    self.df.fillna(0).head()
    self.df = df.dropna(axis = 0)

def fit(self):
    self.encoder = CountVecorizer(stop_words="english", tokenizer=word_tokenize)
    self.bank = self.encoder.fit_transform(self.df[self.content_col])

def recommend(self, idx, topk=5):
    content = df.loc[idx, self.content_col]
    code = self.encoder.transform([content])
    dist = cosine_distances(code, self.bank)
    recommendation_idx = dist.argsort()[0, 0:(topk+1)]
    return self.df.loc[recommendation_idx]
```

```
In [26]: recsys = RecommenderSystem("lagu_teratas_-_global.csv", content_col="Genres")
recsys.fit()
```

```
In [28]: recsys.recommend(0)
```

```
Out[28]:
```

	Track Name	Album Name	Artist Name(s)	release	duration	Popularity	Genres	Danceability	Energy	Key	Loudness	Mode	Speechiness	Acous
0	Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52	Gizmarap Quevedo	2022-07-08	19:03:37	100	argentine hip hop pop venezolano trap argentin...	0.921	0.782	2	-5.548	1	0.0440	
20	STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil Dabz)	STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil Dabz)	Uj Khalid Drake Lil Baby	2022-03-05	1:51:19	85	dance pop hip hop miami hip hop pop rap a...	0.718	0.491	4	-7.678	0	0.0797	
29	Bam Bam (feat. Ed Sheeran)	Bam Bam (feat. Ed Sheeran)	Camila Cabello Ed Sheeran	2022-04-07	2:00:10	84	dance pop pop pers- teen pop uk pop	0.756	0.697	8	-5.377	1	0.0401	
19	About Damn Time	About Damn Time	Lizzo	2022-07-15	19:13:37	80	dance pop-escape house/minimalist hip hop pop tr	0.838	0.743	10	-6.305	0	0.0653	
14	Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)	Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)	benny Blanco BTS Snoop Dogg	2022-08-08	17:27:14	86	electropop pop pop rap k pop k pop boy group g...	0.792	0.851	0	-3.296	1	0.0955	
35	Ferrari	Ferrari	Hype Mgyz Dels Rosa	2022-04-01	18:00:51	90	deep groove house edm house pop dance tropical...	0.847	0.690	1	-7.877	0	0.0493	

Gambar IV-13 Pemodelan Content-based filtering

4.2 HASIL

Berikut tabel lagu yang di rekomendasikan berdasarkan properti trek menggunakan *content-based filtering*.

Tabel IV-2 Hasil

Content-Based Filtering
Quevedo: Bzrp Music Sessions, Vol. 52
STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil Baby)
Bam Bam (feat. Ed Sheeran)
About Damn Time

<i>Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)</i>
--

<i>Ferrari</i>

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil proses penelitian diatas, maka dapat diambil kesimpulan pada penelitian ini sebagai berikut:

- a) 50 lagu teratas – global (*50 top songs - global*) dianalisa dengan cara melakukan *cleaning* data seperti: penyuntingan (*editing*), perumusan, pengujian data. Sistem rekomendasi digunakan dalam metode. *Content-Based Filtering* digunakan sebagai pemodelan dalam merekomendasikan lagu berdasarkan parameter dari properti trek serta menggunakan *Jupyter Notebook* untuk menampilkan hasil rekomendasi lagu berdasarkan properti trek.
- b) Berdasarkan properti trek '*genre*' terdapat 5 lagu teratas yang direkomendasikan menggunakan metode *Content-Based Filtering* yaitu *STAYING ALIVE (feat. Drake & Lil Baby)*, *Bam Bam (feat. Ed Sheeran)*, *About Damn Time*, *Bad Decisions (with BTS & Snoop Dogg)*, dan *Ferrari*.

5.2 SARAN

Adapun saran untuk penelitian ini adalah hasil dari penelitian ini dapat menjadi bahan untuk penelitian selanjutnya yang lebih baik lagi adanya.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhikari, S. (2019, February 28). *Building a Movie Recommendation Engine in Python using Scikit-Learn*.
<https://medium.com/@sumanadhikari/building-a-movie-recommendation-engine-using-scikit-learn-8dbb11c5aa4b>
- Fawzan, M. D., Setianingsih, C., & Nugrahaeni, R. A. (2021). Sistem Rekomendasi Lagu Metode Collaborative Filtering Berbasis Website Music Recommendation Sysytem Using Collaborative Filtering Filtering Website-Based. *E-Proceeding of Engineering, 8*, 12200–12206.
- Fitriani, S. A. (n.d.). *Analisis Klaster Atribut Musik pada Global Top 50 dengan Data Spotify dengan Menggunakan Algoritma K-Means*.
- Girsang, A. S. (2017, November 17). *Sistem rekomendasi- Content Based*.
<https://mti.binus.ac.id/2020/11/17/sistem-rekomendasi-content-based/>
- K, R. C., & C, S. K. (2022). Switching Hybrid Model for Personalized Recommendations by Combining Users Demographic Information. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 15*(3).
www.jatit.org
- Kabiru, U., & Muhammad, A. (2021). Improving Personalized Questionnaire With Redundancy Reduction for Addressing Cold User Problem. *FUDMA JOURNAL OF SCIENCES, 5*(1), 457–466.
<https://doi.org/10.33003/fjs-2021-0501-590>
- Kreitz, G., & Niemelä, F. (2010). Spotify – Large Scale, Low Latency, P2PMusic-on-Demand Streaming. *IEEE Communications Society Subject Matter Experts for Publication in the IEEE P2P 2010*.

- Liao, M., Sundar, S. S., & Walther, J. B. (2022, April 29). User Trust in Recommendation Systems: A comparison of Content-Based, Collaborative and Demographic Filtering. *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*. <https://doi.org/10.1145/3491102.3501936>
- Liu, A., & Callvik, J. (2017). Using Demographic Information to Reduce the New User Problem in Recommender Systems. In *DEGREE PROJECT TECHNOLOGY*.
- Luo, K. (2018). *Machine Learning Approach for Genre Prediction on Spotify Top Ranking Songs*.
- Maringka, R., Khoirunnita, A., Maringka, R., & Utami, E. (2021). Analisa Perkembangan Musik Pada Spotify Menggunakan Structured Query Language (SQL) Analysis Of The Evolution Of Music On Spotify Using Structured Query Language (SQL). *Cogito Smart Journal* |, 7(1).
- Muslimin M. (n.d.). *Perkembangan Teknologi dalam Industri Media*.
- Narke, L., & Nasreen, A. (2020). A Comprehensive Review of Approaches and Challenges of a Recommendation System. *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, 3(4), 381–384. www.ijresm.com
- Noviani, D., Pratiwi, R., Silvianadewi, S., Alexandri, M. B., & Hakim, M. A. (2020). Pengaruh Streaming Musik Terhadap Industri Musik di Indonesia. In *Jurnal Bisnis STRATEGI* • (Vol. 29, Issue 1).
- Pereira, N., & Varma, S. L. (2019). Financial planning recommendation system using content-based collaborative and demographic filtering. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 669, 141–151. https://doi.org/10.1007/978-981-10-8968-8_12

- Roy, S., Sharma Professor, M., & Kumar Singh, S. (2019). Movie Recommendation System Using Semi-Supervised Learning. *Global Conference for Advancement in Technology (GCAT)*, 1–5.
- Sharma, D., Choudhury, T., Kumar Dewangan, B., Bhattacharya, A., & Dutta, S. (2021). *A Recommendation System for Customizable Items* (Vol. 1). <http://www.springer.com/series/11156>
- Softscients. (2022, April 5). *Cara Kerja Recommender Systems Continue reading at Cara Kerja Recommender Systems | Softscients*. https://softscients.com/2021/02/06/cara-kerja-recommender-systems/#Apa_itu_Recommender_Systems
- SpotifyAB. (2022). *Discover Spotify's Features* *Discover Spotify's Features*. <https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/#/operations/get-audio-analysis>
- Stetler, R. (2022). Exploring Music Genres: A Study of Optimal Differentiation by Feature Feature. *Honors Projects*, 1–25. <https://scholarworks.bgsu.edu/honorsprojects>
- Toradmalle, D., Journal, I., Singh, T., Ladda, A., Shah, M., Davda, R., & Motekar, H. (2021). Recommendation System Using Hybrid Filtering. *International Research Journal of Engineering and Technology*. www.irjet.net
- Usino, W., Satria Prabuwo, A., Hamed Allehaibi, K. S., Bramantoro, A., & Amaldi, W. (2019a). Document Similarity Detection using K-Means and Cosine Distance. In *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 10, Issue 2). www.ijacsa.thesai.org
- Usino, W., Satria Prabuwo, A., Hamed Allehaibi, K. S., Bramantoro, A., & Amaldi, W. (2019b). Document Similarity Detection using K-Means

and Cosine Distance. In *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 10, Issue 2). www.ijacsa.thesai.org

Wang, L.-D., Wang, X.-C., & Liu, K.-W. (2020). An Improved Multi-objective Shark Smell Optimization Algorithm for Automatic Train Operation Based on Angle Cosine and Fusion Distance. *Journal of Computers*, 31(4), 141–156. <https://doi.org/10.3966/199115992020083104011>

Zaidah, A. R., Septiarani, C. I., Nisa, S., Yusuf, A., & Wahyudi, N. (2021). *Komparasi Algoritma K-Means, K-Medoid, Agglomeartive Clustering Terhadap Genre Spotify*. 7(1). <https://ejournal.fikom-unasman.ac.id>

Zuhraeni, M., Gede, I., Suta Wijaya, P., & Bimantoro, F. (2022). *Temu Kembali Citra Menggunakan Metode Local Binary Pattern Rotation Invariant (Lbprot) dan Cosine Distance Similarity* ARTICLE INFO ABSTRACT. 9(1), 1–10. <https://dielektrika.unram.ac.id>

SISTEM REKOMENDASI

**LAGU TERATAS – GLOBAL BERDASARKAN
PROPERTI TREK MENGGUNAKAN METODE
CONTENT-BASED FILTERING**

2022

