

Analisis Konten Portal Berita DetikCom Mengenai *Headline* Pemberitaan Acara MotoGP Mandalika pada Media Sosial X Menggunakan Konsep *Vector Space Model* (VSM) dengan Metode TF-IDF dan *Cosine similarity*

Regitha Gladiul Krisnasukma^{*}, Marizsa Herlina

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*regithagladiul@gmail.com, marizsa.herlina@unisba.ac.id

Abstract. MotoGP is back in Indonesia after 25 years. During the preparation until the end of the event, many incidents were highlighted by the community which were then used by DetikCom to upload tweets about news headlines. In processing news, it is not uncommon for a news headline to be uploaded repeatedly. Therefore, content analysis was carried out using the concept of Vector Space Model (VSM) with the TF-IDF method and *Cosine similarity* to identify the diversity of uploaded news headlines. Data processing includes 4 stages of analysis, namely text preprocessing, VSM analysis, content analysis, and visualization. The result of this study is that news portals that upload MotoGP Mandalika news include DetikCom, DetikSport, DetikOto, DetikFinance, DetikTravel, and DetikHealth with a total of 261 tweets of news headlines from all portals. A total of 855 unique words with an average *cosine similarity* result of 0.0128 shows that the similarity of content in news headlines across DetikCom is very low.

Keywords: *Vector Space Model (VSM), Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), MotoGP.*

Abstrak. MotoGP kembali diadakan di Indonesia setelah 25 tahun lalu. Pergelaran acara tersebut mengundang antusiasme besar di masyarakat yang diungkapkan pada media sosial X. Selama persiapan sampai dengan selesainya acara, banyak kejadian yang disoroti masyarakat yang kemudian dimanfaatkan oleh DetikCom untuk mengunggah tweet mengenai cuplikan berita atau *headline* berita. Dalam memproses berita, tidak jarang suatu *headline* berita diunggah berulang kali. Maka dari itu, dilakukan analisis konten menggunakan konsep *Vector Space Model* (VSM) dengan metode TF-IDF dan *Cosine similarity* untuk mengidentifikasi keberagaman *headline* berita yang diunggah. Pengolahan data mencakup 4 tahap analisis yaitu *text preprocessing*, analisis VSM, analisis konten, dan visualisasi. Hasil dari penelitian ini adalah portal yang mengunggah pemberitaan MotoGP Mandalika meliputi DetikCom, DetikSport, DetikOto, DetikFinance, DetikTravel, dan DetikHealth dengan total unggahan *headline* berita dari seluruh portal sebanyak 261 tweet. Total kata unik sebanyak 855 kata dengan hasil rata-rata *cosine similarity* bernilai 0.0128 menunjukkan bahwa kemiripan konten pada *headline* berita di seluruh portal DetikCom sangat rendah.

Kata Kunci: *Vector Space Model (VSM), Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), MotoGP.*

A. Pendahuluan

MotoGP Mandalika 2022 dilaksanakan di Sirkuit Mandalika, Nusa Tenggara Barat (NTB) pada tanggal 18-20 Maret 2022. Pergelaran acara tersebut mengundang antusiasme besar di masyarakat yang diungkapkan pada media sosial X karena sudah 25 tahun berlalu sejak MotoGP dilaksanakan di Indonesia pertama kalinya (Salnuddin et al., 2024). Pemanfaatan media sosial X kini dimanfaatkan oleh portal berita sebagai salah satu sarana utama dalam mengunggah berita. Hal ini dimanfaatkan oleh DetikCom sebagai portal berita yang paling banyak dikonsumsi di Indonesia pada tahun 2022 menurut databoks.katadata.co.id. Namun, untuk menarik perhatian pembaca, tidak jarang suatu berita yang sama diunggah berulang kali dan menggunakan judul atau *headline clickbait* untuk memancing pembaca. Portal berita dapat dikatakan memiliki kualitas yang baik dinilai dari variasi dan jumlah berita yang di unggah. Dengan demikian, analisis konten bertujuan untuk mengetahui kualitas keragaman berita pada DetikCom (Ulfah Mediaty Arief et al., 2024).

Analisis konten pada *headline* berita dilakukan menggunakan *vector space model* (VSM). VSM berkonsep pada dimensi ruang vektor, dimana dokumen direpresentasikan sebagai vektor yang memiliki jarak (*magnitude*) dan arah (*direction*) sementara kata (*term*) direpresentasikan sebagai dimensi vector (Eva Fridiyani Putri & Kismiantini, 2024). Transformasi data teks menjadi data numerik pada VSM dilakukan menggunakan pembobotan kata *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Berdasarkan data yang sudah di transformasi, VSM kemudian bekerja dengan menghitung kesamaan antara kata yang terboboti dengan setiap dokumen menggunakan *cosine similarity*.

B. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data *headline* pemberitaan MotoGP Mandalika yang diproduksi oleh portal berita DetikCom di media sosial X. Data tersebut dikumpulkan dari rentang waktu 1 Maret - 31 Maret 2022 yang didapatkan dari Pusat Riset dan Data Sains (PRDS) pada instansi Badan Riset dan Inovasi Nasional (BRIN).

Langkah Analisis Data

Tahapan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini terbagi menjadi 4 bagian yaitu *text preprocessing*, analisis *vector space model* (VSM) menggunakan *term frequency-inverse document frequency* (TF-IDF) dan *cosine similarity*, analisis konten, dan visualisasi.

Text preprocessing

Text preprocessing meliputi *case folding*, *case cleaning*, menghapus *stop word*, mengganti *slang word*, tokenisasi, *stemming*, dan menangani duplikasi pada data.

Analisis VSM

Analisis VSM dilakukan dengan TF-IDF dan *cosine similarity*.

TF-IDF

Mengasumsikan bahwa dokumen terdiri dari kumpulan kata. [1]

$D = \{d_1, \dots, d_N\}$ merupakan kumpulan dokumen dalam korpus D

$W = \{w_1, \dots, w_T\}$ merupakan kumpulan kata yang terkandung dalam D

Merepresentasikan hasil perhitungan TF-IDF sebagai *Term Document Matrix* (TDM) [2].

$$\begin{bmatrix} & D_1 & D_2 & D_t \\ T_1 & W_{11} & W_{12} & W_{1t} \\ T_2 & W_{21} & W_{22} & W_{2t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ T_n & W_{n1} & W_{n2} & W_{nt} \end{bmatrix}$$

Baris matriks mempresentasikan kata, sementara kolom merepresentasikan dokumen.

Menghitung TF-IDF untuk menghitung bobot suatu kata [1].

- a. $TF_{td} = \frac{n_{td}}{\sum_d n_d}$
- b. $DF(t) = \text{jumlah dokumen yang mengandung kata } t$
- c. $IDF_{td} = \log\left(\frac{N}{DF_t}\right)$
- d. $TF-IDF_{td} = TF \times IDF$
- e. $TF-IDF_{td} = \frac{n_{td}}{\sum_d n_d} \times \log\left(\frac{N}{DF_t}\right)$

Smoothing TF-IDF untuk menghindari pembagian dengan nol yaitu $DF(t) = N$.

$$TF-IDF_{td} = \frac{n_{td}}{\sum_d n_d} \times \log\left(\frac{N}{DF_t+1}\right)$$

Cosine Similarity

Metrik *cosine similarity* bertujuan untuk menghitung kesamaan pada 2 pasang dokumen menggunakan vektor. Vektor dokumen pada *cosine similarity* didapatkan dari matriks TDM.

1. Memodelkan dokumen vektor [3].

- a. $\vec{d} = (w_{d0}, w_{d1}, \dots, w_{dk})$

- b. $\vec{q} = (w_{q0}, w_{q1}, \dots, w_{qk})$

\vec{d} = vektor dokumen 1 dan \vec{q} = vektor dokumen

2. Melakukan penyesuaian panjang vektor.

$$n_{\vec{d}} + n_{\vec{q}}$$

$n_{\vec{d}}$ = panjang vektor dokumen 1 dan $n_{\vec{q}}$ = panjang vektor dokumen 2.

3. Menghitung nilai cosine similarity.

$$\cos(\vec{d}, \vec{q}) = \frac{\vec{d} \cdot \vec{q}}{\|\vec{d}\| \|\vec{q}\|} = \frac{\sum_{k=0}^t w_{dk} \cdot w_{qk}}{\sqrt{\sum_{k=0}^t (w_{dk})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=0}^t (w_{qk})^2}}$$

w_{dk} = bobot dokumen 1 dan w_{qk} = bobot dokumen 2.

4. Menghitung rata-rata *cosine similarity*.

$$\text{Rata - Rata Cosine Similarity} = \frac{\sum_{i=1}^n \cos(\vec{d}, \vec{q})}{n}$$

Rata-rata *cosine similarity* bernilai 1 menunjukkan kemiripan antar dokumen koheren dengan sempurna, jika hasilnya 0 maka kedua dokumen berdiri secara independen.

Analisis Konten

Analisis konten dilakukan berdasarkan setiap portal berita pada DetikCom dan analisis variasi konten berdasarkan hasil *cosine similarity* keseluruhan portal.

Visualisasi

BubbleChart berdasarkan topik dan WordCloud berdasarkan bobot TF-IDF dan frekuensi kemunculan kata.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Text Preprocessing

Berdasarkan hasil *text preprocessing*, dari 326 data didapatkan data bersih sebanyak 261 data.

Tabel 1. Penerapan *text preprocessing* pada data

Tahapan	Sebelum	Setelah
Case Folding	Antrean warga terlihat mengular sejak pukul 06.00 WITA. #Mandalika #MotoGP	antrean warga terlihat mengular sejak pukul 06.00 wita. #mandalika #motogp
Case Cleaning	antrean warga terlihat mengular sejak pukul 06.00 wita. #mandalika #motogp	antrean warga terlihat mengular sejak pukul wita

Tahapan	Sebelum	Setelah
Tokenisasi	antrean warga terlihat mengular sejak pukul wita	['antrean', 'warga', 'terlihat', 'mengular', 'sejak', 'pukul', 'wita']
Stop Words	['antrean', 'warga', 'terlihat', 'mengular', 'sejak', 'pukul', 'wita']	['antrean', 'warga', 'mengular', 'wita']
Slang Word	['cerita', 'morbidelli', 'atur', 'lalulintas', 'macet', 'moge', 'patwal']	['cerita', 'morbidelli', 'atur', 'lalulintas', 'macet', 'motor', 'gede', 'patwal']
Stemming	['antrean', 'warga', 'mengular', 'wita']	['antre', 'warga', 'ular', 'wita']

Menghitung TF-IDF

Data teks yang sudah melewati *preprocessing* dilakukan transformasi menjadi data numerik agar dapat dianalisis secara statistik.

$d_0 = [“antre”, “warga”, “ular”, “proses”, “tukar”, “tiket”, “nonton”, “motogp”, “mandalika”, “tukar”, “tiket”, “buka”, “panitia”, “pukul”, “wita”]$

$$TF('antre', d_0) = \frac{n_{(antre, d_0)}}{\sum_a n_{d_0}} = \frac{1}{14} = 0.0714$$

$$DF('antre') = 3$$

$$IDF('antre', d_0) = \log\left(\frac{N}{DF_{(antre)} + 1}\right) = \log\left(\frac{261}{3 + 1}\right) = 4.1782$$

$$TF - IDF('antre', d_0) = TF \times IDF = 0.0714 \times 4.1782 = 0,2984$$

Berdasarkan hasil perhitungan TF-IDF didapatkan sebanyak 855 kata unik yang terdapat pada 261 dokumen sehingga matriks TDM berukuran 855x261.

$$\begin{bmatrix} & d_0 & d_1 & d_2 & \dots & d_{260} \\ antre & 0.2984 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ warga & 0.2695 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ ular & 0.3190 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cedera & 0 & 0 & 0 & \dots & 0.2706 \end{bmatrix}$$

Cosine Similarity

Matriks TDM berisi bobot kata hasil perhitungan TF-IDF dimana setiap kolom pada matriks merepresentasikan vektor dokumen.

Tabel 2. Vektor Dokumen

Dokumen	Vektor TF-IDF
0	[0.2983; 0.2694; 0.3189; 0.3478; 0.6961; 0.4082; 0.1993; 0.0093; 0.0042; 0.2584; 0.3478; 0.3189]
1	[0.0049; 0.4058; 0.4058; 0.3720; 0.2023; 0.2099; 0.2326; 0.2379; 0.1921; 0.1267; 0.2228; 0.3720]
2	[0.0042; 0.1799; 0.1993; 0.2040; 0.1647; 0.1395; 0.3189; 0.2824; 0.2824; 0.2488; 0.2329; 0.2404; 0.2488; 0.2329]
...	...
260	[0.2323; 0.2708; 0.2483; 0.0846; 0.1428; 0.0073; 0.2012; 0.4962; 0.1519; 0.2708; 0.1872; 0.1588; 0.0033; 0.2199; 0.4962; 0.1872]

Dalam melakukan perhitungan *cosine similarity* perlu dilakukan penyesuaian panjang vektor. Berdasarkan tabel 2, d_0 memiliki 14 token dan d_1 memiliki 12 token. Maka dari itu, perluasan pada vektor d_0 dan d_1 akan dihitung menjadi $n_{d_0} + n_{d_1} = 14 + 12 = 26$. Berdasarkan perbandingan antara kedua vektor dokumen, kata “mandalika” hadir pada kedua dokumen, dan kata “tukar” serta “tiket” muncul 2 kali dalam d_0 . Dengan demikian, ketiga kata tersebut masing-masing dihitung sebagai satu kemunculan sehingga panjang vektor d_0 dan d_1 menjadi sebesar 23. *Cosine similarity* antara dokumen pertama dan kedua dihitung sebagai berikut:

$$\cos(\vec{d}_0, \vec{d}_1) = \frac{\vec{d}_0 \cdot \vec{d}_1}{\|\vec{d}_0\| \|\vec{d}_1\|} = \frac{(0.2983, 0.2694, \dots, 0.3189) \cdot (0.0049, 0.4058, \dots, 0.3720)}{\sqrt{1.3647^2} \cdot \sqrt{0.9044^2}}$$

$$\cos(\vec{d}_0, \vec{d}_1) = 0.000$$

Berdasarkan 261 data, perhitungan *cosine similarity* menghasilkan sebanyak 33.930 pasangan dokumen. *Cosine similarity* yang bekerja dengan membandingkan keseluruhan dokumen dapat menilai kesamaan dokumen yang terjadi antar portal maupun antar subportal DetikCom.

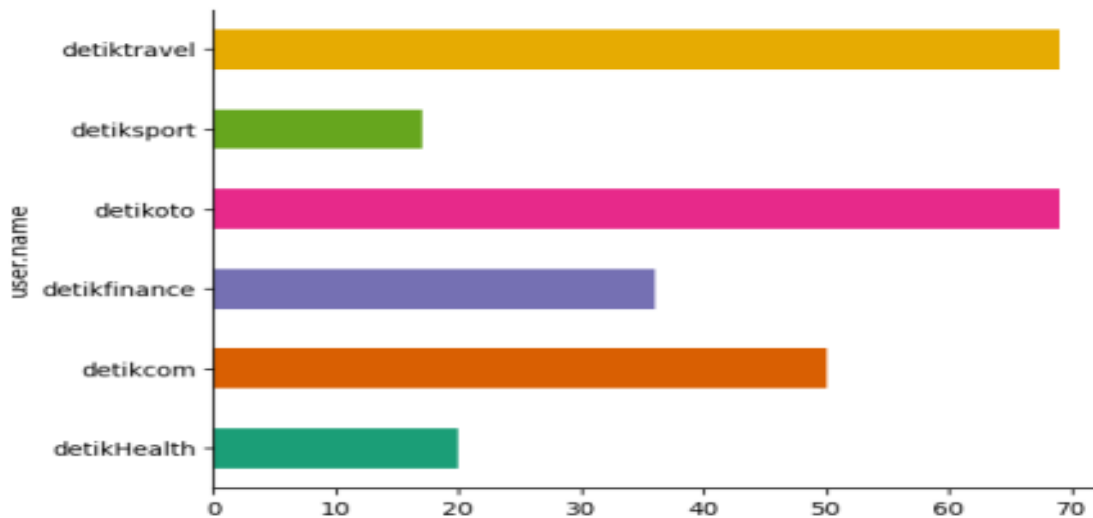
Tabel 3. Hasil Cosine similarity

Dokumen		Cosine similarity	Dokumen		Cosine similarity
0	1	0.0000	257	259	0.0506
0	2	0.0000	257	260	0.0001
0	3	0.0001	258	259	0.1249
0	4	0.0001	258	260	0.0001
...	259	260	0.0001

$$\text{Rata - Rata Cosine Similarity} = \frac{\sum_{i=1}^n \cos(\vec{d}, \vec{q})}{n} = \frac{433.2961}{33930} = 0.0128$$

Rata-rata *cosine similarity* bernilai 0.0128 menunjukkan bahwa *headline* berita yang diunggah portal-portal berita pada DetikCom memiliki konten yang unik dan bervariasi.

Analisis Konten



Gambar 1. Frekuensi Unggahan Tweet

Berdasarkan frekuensi unggahan tweet pada seluruh portal, DetikTravel dan DetikOto menjadi pengunggah terbanyak yaitu sebanyak 69 tweet. Sementara itu, MotoGP yang termasuk kegiatan olahraga dibahas paling sedikit oleh DetikSport.

Tabel 4. Analisis Konten Setiap Portal DetikCom

Portal	Topik Terunik	Topik Tidak Unik	Rata-Rata Cosine similarity
DetikCom	Pemenang MotoGP	Kesan Mandalika	0.0333
DetikSport	Lintasan sirkuit	Pawang hujan	0.0224

Portal	Topik Terunik	Topik Unik	Tidak	Rata-Rata <i>Cosine similarity</i>
DetikOto	Tribun premium penonton	<i>Touring</i> motor		0.0126
DetikFinance	Kelanjutan penggunaan sirkuit	-		0.0340
DetikTravel	Fasilitas bus gratis	-		0.0142
DetikHealth	Kebijakan vaksin <i>booster</i>	Kecelakaan		0.0803

Berdasarkan tabel 4 terlihat bahwa DetikFinance dan DetikTravel tidak memiliki *headline* dengan topik yang unik. Hal tersebut dapat terjadi karena setiap dokumen pada kedua portal tersebut selalu muncul dengan pasangan dokumen lainnya yang berarti selalu ada kesamaan pada setiap *headline* tweet berita yang diunggah kedua portal berita tersebut. Berdasarkan hasil rata-rata *cosine similarity*, seluruh portal memiliki skor yang sangat rendah dengan mendekati nol. DetikHealth menjadi portal berita dengan keragaman terendah sementara keragaman tertinggi terdapat pada DetikOto.

Tabel 5. Topik Terunik

Dok	Jml Kemunculan	Portal	Topik Terunik
71	248	DetikOto	<i>Touring</i> klub motor
28	245	DetikCom	Performa trek Mandalika
69	239	DetikOto	Morbidelli mengatur lalulintas
18	236	DetikCom	Ketertarikan penyelenggara MotoGP pada Indonesia
11	233	DetikCom	Kesan Johann Zarco di Mandalika

Tabel 5 memuat topik terunik dari seluruh portal DetikCom. Topik-topik tersebut diperoleh dengan mengidentifikasi dokumen yang memiliki kemunculan *cosine similarity* bernilai nol terbanyak. Analisis tersebut memberikan hasil bahwa DetikCom menjadi portal yang memiliki keragaman sangat tinggi yaitu dengan mendominasi sebanyak 3 dari 5 topik paling unik dari seluruh portal.

Tabel 6. Topik Paling Tidak Unik

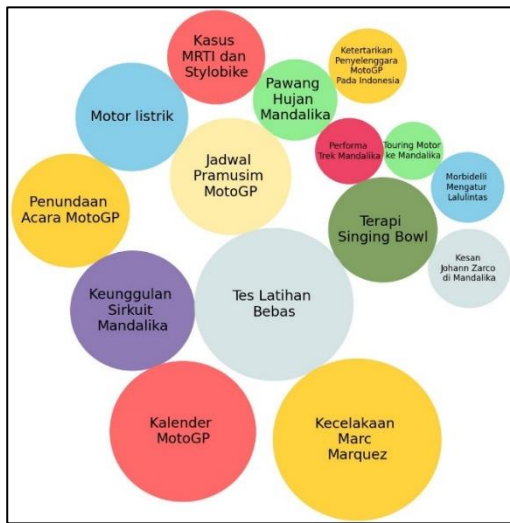
<i>Cosine similarity</i>	Dokumen	Portal	Topik tidak unik
0.7748	249	DetikHealth	Kebijakan vaksin <i>booster</i>
	251		
0.7275	117	DetikOto	Tribun premium sirkuit Mandalika
	121		
0.7176	138	DetikFinance	Kelanjutan penggunaan sirkuit Mandalika
	142		
0.6936	114	DetikOto	Suasana menjelang MotoGP Mandalika
	138	DetikTravel	

Tabel 6 menunjukkan bahwa terdapat kemungkinan terjadi kemiripan topik pembahasan yang terjadi antar subportal seperti yang terjadi pada DetikOto dan DetikTravel yang membahas mengenai suasana menjelang MotoGP Mandalika.

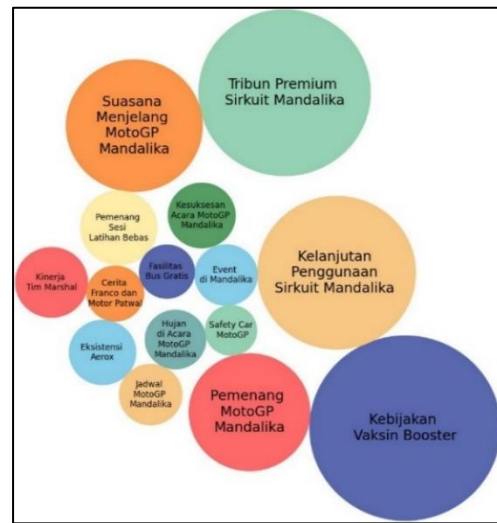
Visualisasi

Visualisasi dilakukan menggunakan Bubblechart berdasarkan topik terunik dan paling tidak unik, serta WordCloud yang memvisualisasikan bobot kata TF-IDF dan frekuensi kemunculan kata.

1. BubbleChart



Gambar 2. Topik Terunik



Gambar 3. Topik Paling Tidak Unik

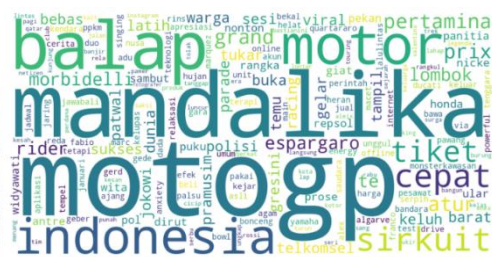
Pada gambar 2, topik yang paling unik ditunjukkan dengan ukuran yang kecil. Semakin kecil suatu topik ditampilkan maka semakin unik suatu topik. Sementara itu, pada gambar 3 topik yang paling tidak unik ditunjukkan dengan ukuran yang besar. Semakin besar suatu topik ditampilkan maka semakin tidak unik suatu topik.

2. WordCloud

Pada visualisasi WordCloud, semakin besar suatu kata divisualisasikan maka semakin besar bobot atau frekuensi suatu kata. Dengan membandingkan gambar 3 dan gambar 4,



Gambar 3. WordCloud TF-IDF



Gambar 4. WordCloud Frekuensi

terlihat bahwa pembobotan kata dan frekuensi kata menunjukkan hasil yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa kata yang memiliki frekuensi tinggi belum tentu menjadi kata yang unik.

D. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian mengenai analisis konten *headline* berita, didapatkan hasil penelitian sebagai berikut:

1. Perbandingan TF-IDF dan frekuensi kemunculan kata menghasilkan kesimpulan bahwa kata yang memiliki frekuensi tinggi belum tentu menjadi kata yang unik.
2. Konten *headline* berita pada seluruh portal DetikCom memiliki keragaman yang sangat tinggi berdasarkan nilai rata-rata *cosine similarity* 0.0128.
3. Konten yang memiliki *headline* paling unik membahas mengenai *touring* klub motor ke Mandalika, performa trek Sirkuit Mandalika, Morbidelli mengatur lalu lintas yang macet, ketertarikan penyelenggara MotoGP pada Indonesia, dan kesan pembalap mengenai MotoGP Mandalika.

4. Konten yang memiliki *headline* dengan kesamaan pembahasan terbesar membahas mengenai kebijakan vaksin *booster*, tribun premium sirkuit mandalika, kelanjutan penggunaan sirkuit Mandalika dan suasana menjelang MotoGP Mandalika.

Acknowledge

Penelitian ini dapat dilaksanakan berkat bantuan dari berbagai pihak, baik itu dosen-dosen terkait maupun pihak eksternal. Terima kasih atas segala diskusi, saran dan kritikan yang membangun sehingga penelitian ini dapat selesai dengan baik.

Daftar Pustaka

- [1] A. Hidayat, "Analisis Ekstraksi Fitur Pada Klasifikasi Teks Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (Studi Kasus: Berita Hoaks)," *Program Studi Sistem Informasi. UIN Syarif Hidayatullah*, 2022.
- [2] A. Permana and A. Wibowo, "Movie Recommendation System Based on Synopsis Using Content-Based Filtering With TF-IDF and *Cosine similarity*," *Journal on ICT*, vol. 9(2), pp. 1-14, 2023.
- [3] B. Yulianto, W. Budharto and I. H. Kartowisastro, "The Performance of Boolean Retrieval and Vector Space Model in Textual Information Retrieval," *CommIT (Communication & Information Technology) Journal*, vol. 11(1), pp. 33-39., 2017.
- [4] F. Amin, "Sistem Temu Kembali Informasi dengan Pemingkatan Metode Vector Space Model," *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, vol. 18(2), pp. 122-129, 2013.
- [5] G. Y. Arafat, "Membongkar Isi Pesan dan Media dengan Content Analysis," *Jurnal Alhadharah*, vol. 17(33), 2018.
- [6] K. Nugraha and D. Sebastian, "Pembentukan Dataset Topik Kata Bahasa Indonesia pada Twitter Menggunakan TF-IDF & *Cosine similarity*," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 4(3), 2018.
- [7] K. Putra, M. Hariyadi and C. Crysdiyan, "Perbandingan Feature Extraction TF-IDF dan BoW Untuk Analisis Sentimen Berbasis SVM.," *Jurnal Cahaya Mandalika.*, 2020.
- [8] M. Kompan and M. Bielikova, "Content-Based News Recommendation," in *Lecture Notes in Business Information Processing (LNBIP)*, 2010.
- [9] M. Pannu, A. James and R. Bird, "A Comparison of Information Retrieval Models.," *Proceedings of the Western Canadian Conference on Computing Education.*, 2014.
- [10] M. Umadevi, "Document Comparison Based on TF-IDF Metric.," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 7, 2020.
- [11] R. M. Setyowati, Setyowati and H. Rahmah, "Munculnya Pawang Hujan di Sirkuit MotoGP Mandalika 2022 di Mata Netizen (Analisis Isi Pesan di Kolom Komentar YouTube MotoGP Trans7 Official)," *Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan (JIIP)*, vol. 5(9), pp. 3805-3813, 2022.
- [12] S. Khomsah and A. S. Aribowo, "Model Text-Preprocessing Komentar Youtube Dalam Bahasa Indonesia," *Jurnal RESTI*, vol. 1(3), p. 648–654, 2020.
- [13] Eva Fridiyani Putri, & Kismiantini. (2024). Analisis Faktor-Faktor yang Memengaruhi Status Diabetes Mellitus pada Pra Lansia dan Lansia di Indonesia Menggunakan Model Regresi Logistik Biner. *Statistika*, 24(1), 54–64. <https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3319>
- [14] Salnuddin, Susanto, A. N., & Bemba, J. (2024). Perbandingan Penggunaan Model Regresi Linear dan Nonlinear dalam Mendeterminasi Daya Simpan Panas (DSP) Gerabah Pengembangan. *Statistika*, 24(1), 65–74. <https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3466>
- [15] Ulfah Mediaty Arief, Sri Sukamta, Dewi Anggriani, & Moh. Umar Dani Atik. (2024).

Prediksi Ketersediaan Tenaga Listrik di Jawa Tengah dengan Forecast Linear dan Error Trend Seasonality menggunakan Excel. *Statistika*, 24(1), 47–53.
<https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3277>