

IDENTIFIKASI PENGARUH PANDEMI COVID-19 TERHADAP PERILAKU PENGGUNA TWITTER DENGAN PENDEKATAN SOCIAL NETWORK ANALYSIS

Diana Purwitasari^{*1}, Apriantoni², Agus Budi Raharjo³

^{1,2,3}Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya

Email: ¹diana.purwitasari@gmail.com, ²apriantoni.206025@mhs.its.ac.id, ³agus.budi@its.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 19 Oktober 2021, diterima untuk diterbitkan: 17 November 2021)

Abstrak

Pandemi COVID-19 yang berlangsung lama telah berdampak masif pada berbagai aktivitas publik, misalnya perilaku pengguna di media sosial. *Twitter*, media sosial yang fleksibel untuk berdiskusi dan bertukar pendapat, menjadi salah satu media populer dalam menyebarkan informasi COVID-19 secara dinamis dan *up-to-date*. Hal ini menjadikan *twitter* relevan sebagai media ekstraksi pengetahuan dalam mengidentifikasi perubahan perilaku pengguna. Kontribusi penelitian ini adalah menemukan perubahan perilaku pengguna *twitter* melalui analisis profil pengguna pada periode sebelum dan setelah COVID-19. Data yang digunakan adalah data *tweet* berbahasa Indonesia. Penelitian ini menggunakan pendekatan *Social Network Analysis* (SNA) sebagai ekstraksi informasi dalam menentukan aktor utama dan aktor populer. Kemudian, profil pengguna aktif dianalisis untuk mengidentifikasi perubahan perilaku melalui intensitas *tweet*, popularitas pengguna, dan representasi topik pembahasan. Popularitas pengguna dianalisis dengan pendekatan *follower rank*, sedangkan representasi topik pembahasan diekstraksi dengan metode *Latent Dirichlet Allocation* untuk mendapatkan dominan topik yang dibahas oleh setiap pengguna aktif. Tujuannya adalah untuk mempermudah identifikasi pengaruh pandemi COVID-19 terhadap perubahan perilaku pengguna *twitter*. Berdasarkan hasil SNA, penelitian ini menemukan tiga aktor kunci yang aktif pada periode sebelum dan setelah COVID-19. Selanjutnya, hasil analisis dari ketiga aktor tersebut menunjukkan adanya pengaruh pandemi COVID-19 terhadap perubahan perilaku pengguna *twitter*, yaitu kenaikan intensitas *tweet* sebesar 58% pada jam kerja, aktor utama yang didominasi oleh 60% pengguna dengan *follower* rendah, dan topik pembicaraan pengguna *twitter* yang dominan membahas COVID-19, hobi dan aktivitas di dalam rumah.

Kata kunci: COVID-19, Social Network Analysis, Pemodelan Topik, Perilaku Pengguna, Profil Pengguna

IDENTIFYING OF COVID-19 PANDEMIC EFFECT TOWARDS TWITTER USER BEHAVIOR WITH A SOCIAL NETWORK ANALYSIS APPROACH

Abstract

The long-lasting COVID-19 pandemic had a massive impact on public activities, such as user behavior on social media. *Twitter*, a flexible social media for discussing and exchanging opinions, has become popular in disseminating COVID-19 dynamic and up-to-date information. It makes *twitter* relevant as a medium of knowledge extraction in identifying user behavior changes. The contribution of this research is to find behavior changes of *Twitter* users through user profiles analysis in the before and after COVID-19 period. This data used is Indonesian-language tweets. This research used a *Social Network Analysis* (SNA) to determine the main actors and famous actors. Then, active user profiles were analyzed to identify behavior changes through tweet intensity, user popularity, and representation of the topic of discussion. User popularity was analyzed using a *follower rank* approach. At the same time, the representation of discussion topics was extracted using the *Latent Dirichlet Allocation* method to obtain dominant topics which each active user discusses. It aims to make it easier to identify the impact of the COVID-19 pandemic on *Twitter* user behavior changes. Based on the results of the SNA, this research found three key actors who were active in the before and after COVID-19 period. Then, the results of the analysis of these three user profiles shows that an influence of the COVID-19 pandemic on *Twitter* user behavior changes: an increase in tweet intensity by 58% during working hours, the leading actor was dominated by 60% of users with low followers, and the topic of *Twitter* users' conversation that it dominantly discuss COVID-19 issues, hobbies, and activities at home.

Keywords: COVID-19, Social Network Analysis, Topic Modeling, User Behaviour, User Profile

1. PENDAHULUAN

CoronaVirus Disease-2019 (COVID-19) telah berdampak masif pada berbagai aktivitas publik, misalnya perilaku pengguna di sosial media (M. S. Ahmed et al., 2021). Pada awal pandemi COVID-19, jumlah pengguna sosial media meningkat dan *twitter* menjadi salah satu media populer dalam penyebaran informasi krisis tersebut (Valdez et al., 2020). Situasi krisis ini telah berlangsung lama sehingga dapat mempengaruhi perubahan perilaku pengguna *twitter*. Meningkatnya sentimen negatif (M. S. Ahmed et al., 2021) dan maraknya kekhawatiran resiko kesehatan (Basiri et al., 2021) adalah bagian dari perubahan perilaku. Kondisi ini menyebar dengan cepat dikalangan pengguna *twitter* melalui diskusi dan pertukaran konten informasi (Abd-Alrazaq et al., 2020). Konten yang dibagikan dapat mempengaruhi respon publik, selanjutnya berpotensi merubah perilaku karena adanya kesamaan persepsi. Perilaku positif bisa memberikan pengaruh yang baik, namun perubahan perilaku negatif dapat meningkatkan dampak negatif pandemi COVID-19 secara masif. Hal ini menunjukkan perlunya analisis perilaku pengguna *twitter* untuk mengidentifikasi perubahan perilaku akibat pengaruh pandemi COVID-19.

Penelitian terdahulu mengidentifikasi perilaku pengguna *twitter* menggunakan *Social Network Analysis* (SNA) untuk mengeksplorasi penyebaran sumber informasi dan mendeteksi pengguna berpengaruh dalam kelompok jaringan (Al-Shargabi & Selmi, 2021). Penelitian berikutnya menggunakan pendekatan SNA untuk mengidentifikasi pengaruh ajakan memakai masker selama pandemi COVID-19 dikalangan pengguna *twitter* (Ahmed et al., 2020). Keduanya hanya berfokus pada analisis pengguna berpengaruh (*influencer*) dalam kelompok jaringan. Kemudian, data yang digunakan hanya periode COVID-19 sehingga ekstraksi perilaku yang didapatkan terbatas pada penyebaran informasi oleh aktor berpengaruh pada periode tersebut. Secara keseluruhan, keduanya menunjukkan bahwa SNA dapat digunakan sebagai ekstraksi pengaruh pengguna berdasarkan pertukaran informasi selama pandemi COVID-19.

Penelitian lain menggunakan *Machine Learning* (ML) untuk karakterisasi topik pembahasan data *tweet* terkait COVID-19. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan pendekatan SNA untuk identifikasi penyebaran informasi disetiap kelompok jaringan pengguna (Haupt et al., 2021). Hal yang sama dilakukan pada identifikasi perubahan sikap dan pembahasan pengguna *twitter* berdasarkan analisis sentimen. Tetapi, pendekatan SNA pada penelitian ini hanya digunakan sebagai visualisasi alur informasi dari setiap pembahasan pengguna *twitter* (Hung et al., 2020). Penelitian lain membahas perilaku pengguna selama pandemi COVID-19 berdasarkan analisis sentimen. Berbeda dengan sebelumnya, penelitian ini mengidentifikasi pengguna aktif berdasarkan nilai

keterlibatannya dalam jaringan (M. S. Ahmed et al., 2021). Ketiganya hanya berfokus pada analisis perilaku sentimen dan identifikasi alur informasi dari topik pembahasan terkait COVID-19. Namun, ketiganya menunjukkan bahwa pendekatan ML dapat membantu ekstraksi perilaku pengguna *twitter* secara kontekstual dengan baik.

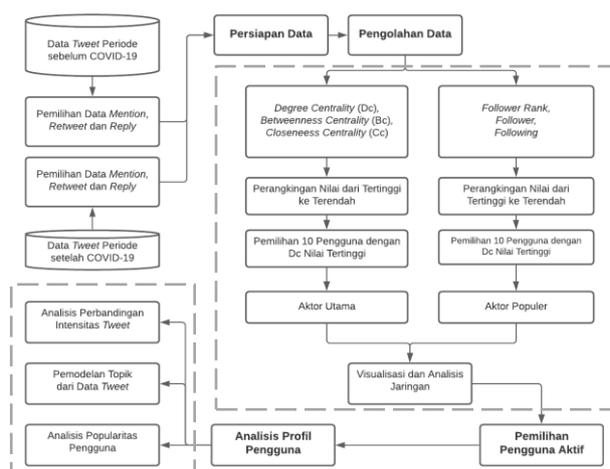
Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan identifikasi perubahan perilaku pengguna *twitter* menggunakan SNA pada periode sebelum dan setelah COVID-19 menggunakan SNA. SNA merupakan pendekatan pada jaringan komunikasi untuk mengetahui bagaimana pengguna berhubungan satu sama lain melalui perilaku interaksi dan pertukaran informasi (Haupt et al., 2021). Selanjutnya, penelitian ini membagi data menjadi dua periode, yaitu sebelum dan setelah COVID-19, untuk mempermudah pemetaan perubahan perilaku pengguna *twitter* secara gradual. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan pendekatan ML dalam proses ekstraksi perilaku untuk mendapatkan representasi topik pembahasan dari pengguna aktif *twitter*.

Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pengaruh pandemi COVID-19 terhadap perubahan perilaku pengguna *twitter*. Dalam penelitian ini, SNA digunakan untuk memetakan interaksi pengguna *twitter* yang terdesentralisasi dan terfragmentasi menjadi lebih sederhana (Pascual-Ferrá, Alperstein, & Barnett, 2020), sehingga mempermudah proses ekstraksi pengetahuan dalam menentukan aktor utama (Tomasoa, Iriani, & Sembiring, 2019) dan aktor populer (Mailoa, 2020). Selanjutnya, profil aktor tersebut dianalisis untuk mengidentifikasi perubahan perilaku pengguna melalui intensitas *tweet*, popularitas pengguna, dan representasi topik pembahasan. Popularitas pengguna dianalisis dengan pendekatan *follower rank*, sedangkan representasi topik pembahasan diekstraksi dengan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk mendapatkan dominan topik yang dibahas oleh setiap pengguna aktif. Dari serangkaian proses tersebut, penelitian ini berkontribusi dalam melakukan analisis profil pengguna pada *tweet* berbahasa indonesia untuk mengidentifikasi perubahan perilaku pada periode sebelum dan setelah COVID-19.

Garis besar penelitian ini disusun dalam empat bagian. Bagian 1 berisi latar belakang permasalahan dan pentingnya menemukan solusi yang sesuai. Bagian 2 menjelaskan metode penelitian yang dilakukan beserta landasan teoritis yang relevan. Bagian 3 menyajikan hasil implementasi dan analisis penelitian. Terakhir, bagian 4 menguraikan kesimpulan dan peluang penelitian selanjutnya.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini berfokus pada identifikasi pengaruh COVID-19 terhadap perubahan perilaku pengguna *twitter*. Identifikasi dilakukan melalui empat tahapan sesuai Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan pada Identifikasi Pengaruh COVID-19 terhadap Perilaku Pengguna Twitter

2.1. Persiapan Data

Dataset diekstraksi dari Twitter menggunakan API Twitter, yang dikombinasikan dengan Twint library untuk mendapatkan intensitas tweet yang besar dengan cepat. Data yang didapatkan berupa tweet, retweet, mention, reply dan informasi statistik akun. Teknis pengambilan data didasarkan pada suatu titik lokasi dengan batasan radius 10 km (Zhao et al., 2020). Mekanisme ini bertujuan memperoleh intensitas tweet yang tinggi dilokasi yang strategis.

Proses pengambilan pada penelitian ini data dibagi ke dalam dua bagian, yaitu periode sebelum dan setelah COVID-19. Data periode sebelum COVID-19 berisi tweet selama 13 Desember 2019-13 Maret 2020, sedangkan periode setelah COVID-19 berisi tweet selama 14 Maret 2020-13 Juni 2020. Pembagian data ini bertujuan memetakan perbedaan perilaku pengguna twitter pada periode sebelum dan setelah COVID-19 (Valdez et al., 2020).

2.2. Pengolahan Data

Ekstraksi pengetahuan didasarkan pada dua cara, yaitu pencarian aktor utama dan aktor populer. Pada pencarian aktor utama, pendekatan pertama yang dilakukan adalah penentuan Degree Centrality (DC). DC merupakan rasio jumlah interaksi yang dimiliki sebuah node dengan node lain. Proses penentuan DC didapatkan dengan persamaan (1).

$$D_C(N_k) = \sum_i x_{ij} = \sum_j x_{ji} \quad (1)$$

Pada persamaan (1), nilai $D_C(N_k)$ didapatkan dari jumlah nilai x_{ij} atau x_{ji} . Nilai x_{ij} merepresentasikan banyaknya interaksi yang menghubungkan antara node i dan j , sebaliknya, nilai x_{ji} merepresentasikan banyaknya interaksi yang menghubungkan antara node j dan node i . Jika antara node i dan j memiliki hubungan, maka interaksi keduanya dianggap 1. Node dengan jumlah $D_C(N_k)$ terbanyak menunjukkan bahwa node tersebut memiliki pengaruh yang tinggi pada jaringan (Yip & To, 2021).

Pendekatan selanjutnya adalah Betweenness Centrality (BC) yang frekuensi node yang berperan sebagai penghubung antar jalur terpendek dari setiap jaringan. Proses penentuan BC didapatkan dengan persamaan (2).

$$B_C(N_k) = \sum_{i,j \neq k} \frac{g_{ijk}}{g_{ij}} \quad (2)$$

Pada persamaan (2), nilai g_{ijk} merepresentasikan jumlah jalur dari node j ke node k yang melewati node i , sedangkan nilai g_{ij} merepresentasikan jumlah jalur antara dua node dalam satu jaringan. Nilai g_{ijk} kemudian dibagi dengan nilai g_{ij} untuk mendapatkan nilai $B_C(N_k)$. Selanjutnya, $B_C(N_k)$ ini menunjukkan node atau aktor yang berperan sebagai perantara antar jalur terpendek dalam sebuah jaringan (Mittal et al., 2020).

Kemudian, pencarian dilanjutkan dengan Closeness Centrality (CC). CC merupakan perhitungan jarak rata-rata setiap node pada jaringan. Proses penentuan CC didapatkan dari persamaan (3).

$$C_C(N_k) = \sum_{k=1}^n \frac{1}{d(N_k, N_j)} \quad (3)$$

Berdasarkan persamaan (3), nilai $d(N_k, N_j)$ merepresentasikan jumlah jalur terpendek yang menghubungkan node N_k dan N_j . Nilai $C_C(N_k)$ didapatkan dengan membagi nilai 1 dengan nilai $d(N_k, N_j)$. Jika jarak terpendek node N dengan node lain dalam satu jaringan bernilai kecil, maka node N memiliki nilai CC yang sangat tinggi. Sebaliknya, jika jaraknya semakin jauh, maka node tersebut memiliki hubungan yang lemah dengan node lainnya (Mittal et al., 2020).

Berikutnya, proses perankingan data dilakukan dari hasil perhitungan nilai DC, BC dan CC. Node atau aktor dengan nilai DC tertinggi menunjukkan bahwa node tersebut memiliki pengaruh yang kuat pada sebuah jaringan. Node dengan nilai BC tertinggi menunjukkan bahwa node tersebut memiliki peran penting sebagai perantara antar jalur terpendek lainnya dalam sebuah jaringan. Kemudian, node dengan nilai Cc tertinggi menunjukkan bahwa node tersebut memiliki hubungan yang kuat dengan node induknya. Perankingan ini menghasilkan daftar pengguna aktif yang memiliki pengaruh kuat terhadap pengguna lain pada kelompok interaksinya.

Tahap pemrosesan selanjutnya adalah pencarian aktor populer. Penentuan aktor populer dapat dilakukan dengan pendekatan follower rank. Follower rank digunakan untuk mengetahui nilai popularitas dari node yang berpengaruh pada sebuah jaringan. Proses penentuan follower rank didapatkan dengan persamaan 4.

$$Follower Rank (i) = \frac{F1}{F1+F3} \quad (4)$$

Berdasarkan persamaan 4, $F1$ merepresentasikan banyaknya follower atau pengikut suatu aktor. Nilai $F3$ merepresentasikan banyaknya sebuah node yang

Tabel 1. Perbandingan Data pada Periode Sebelum dan Setelah COVID-19

No.	Periode	Sebelum Reduksi Data Tweet		Setelah Reduksi Data Tweet	
		Jumlah Tweet	Jumlah Pengguna Aktif	Jumlah Tweet	Jumlah Pengguna Aktif
1.	Sebelum COVID-19 (13 Desember 2019-13 Maret 2021)	1.420.738	73.529	305.165	383
2.	Setelah COVID-19 (14 Maret 2020-13 Juni 2021)	1.640.916	60.232	467.470	292

terhubung dengan *node* lain (*node friends*). Kemudian, nilai *follower rank* didapatkan melalui pembagian nilai *FI* dengan jumlah nilai *FI* dan *F3*. Semakin tinggi nilai *follower rank*, maka semakin banyak pengikutnya atau semakin populer aktor tersebut, dan begitu pula sebaliknya (Mailoa, 2020).

Berikutnya, proses perankingan dilakukan dari hasil perhitungan nilai *follower rank*. *Node* atau aktor dengan nilai *follower rank* tertinggi menunjukkan bahwa *node* tersebut memiliki pengikut yang banyak dan populer. Sebaliknya, *node* atau aktor dengan nilai *follower rank* terkecil menunjukkan bahwa *node* tersebut memiliki pengikut yang sedikit dan kurang populer pada sebuah jaringan. Kemudian, data *tweet* divisualisasikan ke bentuk graf untuk memetakan interaksi antar pengguna dalam suatu jaringan (Yao et al., 2021). Selanjutnya, bentuk dan pola komunikasi jaringan dianalisis untuk mengetahui perubahan interaksi dari pengguna *twitter* pada periode sebelum dan setelah COVID-19.

2.3. Pemilihan Pengguna Aktif

Pengguna aktif dipilih berdasarkan dari hasil ekstraksi pengetahuan aktor utama dan aktro populer. Pengguna yang dipilih adalah pengguna yang aktif pada periode sebelum dan setelah COVID-19. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan perbedaan pola perilaku pengguna aktif pada periode sebelum dan setelah COVID-19.

2.4. Analisis Profil Pengguna

Analisis profil pengguna didasarkan dengan dua pendekatan, yaitu tinjauan profil pengguna aktif dan pemodelan topik dari *tweet* pengguna aktif. Tinjauan profil *twitter* dilakukan dengan mengunjungi laman *twitter* pengguna, sedangkan pemodelan topik dilakukan melalui mekanisme pemrosesan teks dari setiap *tweet* pengguna. Pada proses pemodelan topik, kumpulan *tweet* dimodelkan dengan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). LDA merupakan metode pemodelan topik yang banyak digunakan karena memiliki performa yang baik dalam memetakan dokumen ke kumpulan topik atau klaster yang sejenis (Abd-Alrazaq et al., 2020). Kemudian, model dievaluasi menggunakan *coherence score* untuk memvalidasi performa model yang dikembangkan. Hasil dari pemodelan topik ini dijadikan sebagai representasi pembahasan *tweet* setiap pengguna.

Mekanisme analisis profil pengguna aktif dilakukan melalui skenario uji coba yang memiliki tiga fokus analisis, yaitu perbandingan intensitas *tweet*, pemodelan topik dari data *tweet* dan analisis

popularitas pengguna aktif. Setiap hasil uji coba ini kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi pengaruh pandemi COVID-19 terhadap perubahan perilaku pengguna *twitter*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

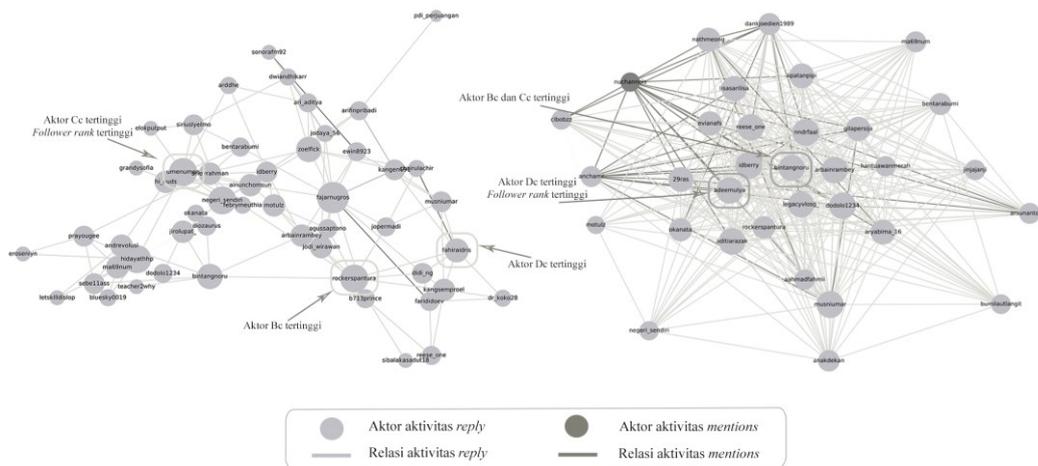
3.1. Persiapan Data

Informasi data *tweet* yang sudah dikumpulkan dapat dilihat pada Tabel 1. Mekanisme pengambilan data ini didasarkan pendekatan lokasi geografis. Titik lokasi pengambilan data dilakukan di daerah Setiabudi, Kota Jakarta, dengan angka pembulatan nilai *latitude* -6.22 dan nilai *longitude* 106.83. Data yang diambil memiliki batasan radius 10 km dari titik lokasi tersebut. Mekanisme ini bertujuan untuk memperoleh intensitas *tweet* yang tinggi di lokasi yang strategis.

Besarnya intensitas data yang diperoleh menyulitkan proses analisis, sehingga dilakukan proses reduksi data dengan hanya memilih data *tweet* dari pengguna yang aktif pada kedua periode. Proses ini diawali dengan mengakumulasi jumlah *tweet* pada setiap pengguna. Selanjutnya, data *tweet* dieliminasi dengan batas nilai ambang minimal enam *tweet* perhari. Hasil proses reduksi data dapat dilihat pada Tabel 1. Proses ini menghasilkan 383 pengguna aktif pada periode sebelum COVID-19 dan 292 pengguna aktif pada periode saat COVID-19. Dari jumlah pengguna aktif kedua periode tersebut, terdapat 123 pengguna yang aktif bersamaan pada periode sebelum COVID-19 dan setelah COVID-19. Kemudian, hasil reduksi data tersebut dinormalisasi dengan mengakumulasi jumlah interaksi antar pengguna pada aktivitas *mentions*, *retweet* dan *reply*. Hasil normalisasi kemudian disimpan ke format matriks interaksi untuk mempermudah pemetaan aktivitas yang dilakukan setiap pengguna.

3.2. Pengolahan Data

Setiap interaksi *tweet* divisualisasikan ke bentuk graf menggunakan *NetworkX* (Abdelsadek et al., 2018). Berdasarkan hasil pada Tabel 1, 552 pengguna aktif direpresentasikan sebagai aktor atau *node*, sedangkan interaksi *mentions*, *retweet* dan *reply* antar pengguna direpresentasikan sebagai sebuah *edges*. Untuk mempermudah proses pengamatan, visualisasi jaringan periode sebelum COVID-19 menggunakan batas *degree rank*=3, sedangkan periode setelah COVID menggunakan batas *degree rank* = 60. Bentuk graf keduanya ditunjukkan Gambar 2. Visualisasi tersebut menunjukkan bahwa graf periode sebelum



Gambar 2. Bentuk Graf Periode Sebelum COVID-19 (kiri) dan Periode Setelah COVID-19 (kanan)

COVID-19 didominasi oleh dua kelompok besar, yaitu satu kelompok dengan nilai popularitas tinggi dan satu kelompok lain dengan nilai popularitas rendah. Graf tersebut memiliki relasi desentralisasi sehingga alur informasi menyebar secara cepat di beberapa pusat yang berbeda. Sebaliknya, graf pada periode setelah COVID-19 hanya didominasi satu kelompok jaringan. Graf tersebut memiliki relasi jaringan membentuk pola *clique graph* dengan nilai densitas dan popularitas yang tinggi. Hal ini menyebabkan alur informasi jaringan tersentralisasi di satu pusat yang sama secara dependen.

Berdasarkan perbandingan interaksi, aktivitas *reply* mendominasi interaksi jaringan, sedangkan aktivitas *mentions* memiliki jumlah interaksi yang kecil. Aktivitas *retweet* tidak memiliki interaksi yang signifikan sehingga tidak terlihat dalam data graf yang sudah direduksi. Alur komunikasi *retweet* dan *mentions* juga tidak menunjukkan perubahan yang signifikan, tidak seperti aktivitas *reply* yang meningkat signifikan. Kemudian, bentuk kedua graf juga memiliki perbedaan intensitas postingan yang signifikan. Periode setelah COVID-19 memiliki kompleksitas postingan yang jauh lebih tinggi dibandingkan periode sebelum COVID-19.

Selanjutnya, jaringan dikelompokkan dengan pendekatan *node community*. Pengelompokan *node* ini didasarkan pada fragmentasi modularitas. Hasil pengelompokan itunjukkan pada Tabel 2. Nilai modularitas yang mendekati 1 menunjukkan pembagian yang jelas antar komunitas, sedangkan nilai kurang dari 0,5 menunjukkan bahwa komunitas lebih tumpang tindih dan jarak antar *node* lebih rapat (Pascual-Ferrá et al., 2020). Periode setelah COVID-

19 mengalami kenaikan *average degree* yang signifikan. Kenaikan ini sejalan dengan meningkatnya intensitas *tweet* pada periode tersebut. Perubahan ini mempengaruhi sentralitas jaringan, semakin besar nilai *average degree* maka jaringan semakin besar dan kuat. Hal ini menyebabkan distribusi informasi lebih cepat di kelompok jaringan yang sama (Martin & Niemeyer, 2020). Densitas graf periode setelah COVID-19 juga lebih tinggi dari periode sebelum COVID-19. Ini menunjukkan bahwa bentuk komunikasi jaringan periode setelah COVID-19 adalah sentralisasi yang memiliki interaksi yang kuat dan kompleks sehingga mempermudah penyebaran informasi antar *node* dalam satu kelompok (Pascual-Ferrá et al., 2020).

Langkah selanjutnya adalah penentuan nilai DC, BC dan CC. Hasil perhitungan ketiganya dapat dilihat pada Tabel 3. Dari hasil perhitungan ini, terdapat tiga akun yang aktif di periode sebelum dan setelah COVID-19. Ketiganya memiliki kenaikan DC yang signifikan pada periode setelah COVID-19. Ini menunjukkan interaksi pada periode setelah COVID-19 jauh lebih banyak daripada periode sebelum COVID-19. Selanjutnya, ketiganya memiliki penurunan nilai BC pada periode setelah COVID-19. Bentuk jaringan dengan satu *node community* menyebabkan terjadinya sentralisasi informasi sehingga mengurangi *node* yang berperan sebagai aktor BC pada jaringan ini. Kemudian ketiganya juga mengalami kenaikan nilai CC pada periode setelah COVID-19. Dekomposisi sub-jaringan yang sedikit menyebabkan interaksi antar *node* tidak banyak sehingga *node* yang berperan sebagai aktor CC juga berkurang namun derajat hubungan antar *node* menjadi semakin kuat. Hal ini menyebabkan jarak antara ketiganya dengan *node* lain lebih dekat pada periode setelah COVID-19 karena dipengaruhi bentuk jaringan yang berpola *clique graph*.

Tabel 3 juga menunjukkan tujuh akun yang aktif dari periode sebelum COVID-19 tetapi yang tidak aktif di periode setelah COVID-19. Dari hasil analisis DC, BC dan CC, ketujuh akun tersebut masuk dalam

Tabel 2. Perbandingan *Node Community*

No.	Overview	Sebelum COVID-19	Setelah COVID-19
1.	<i>Average Degree</i>	3.24	35.06
2.	<i>Max. Network Degree</i>	17	202
3.	<i>Graph Density</i>	0.01	0.09
4.	<i>Modularity</i>	0.38	0.01
5.	<i>Class</i>	2	1

Tabel 3. Pengguna Aktif Periode Sebelum dan Setelah COVID-19

No.	Aktor	Periode Sebelum COVID-19			Aktor	Periode Setelah COVID-19		
		Degree Centrality	Betweenness Centrality	Closeness Centrality		Degree Centrality	Betweenness Centrality	Closeness Centrality
1.	@fahiraaidris	19	0.08	0.22	@adeemulya	202	0.04	0.63
2.	@hidayathhp	18	0.10	0.23	@bintangnoru	201	0.05	0.64
3.	@fajarnugros	16	0.07	0.22	@nndrfaal	185	0.04	0.61
4.	@rockerspantura	14	0.15	0.24	@arbainrambey	184	0.03	0.61
5.	@zoelfick	14	0.10	0.23	@evianafs	176	0.02	0.59
6.	@umenumen	14	0.12	0.25	@rockerspantura	175	0.03	0.58
7.	@negeri_sendiri	12	0.06	0.24	@hantuawanmerah	170	0.03	0.58
8.	@musniumar	12	0.02	0.20	@okanata	164	0.03	0.57
9.	@arievrahman	11	0.06	0.23	@aryabima_16	162	0.02	0.58
10.	@bintangnoru	10	0.14	0.24	@musniumar	159	0.05	0.59

dalam 50 besar pengguna aktif periode setelah COVID-19, namun tidak lagi berperan sebagai aktor utama pada jaringan. Kemudian juga terdapat tujuh akun yang tidak aktif pada periode sebelum COVID-19 tetapi menjadi pengguna aktif di periode setelah COVID-19. Dari hasil analisis DC, BC dan CC, ketujuh akun tersebut masuk dalam dalam 100 besar pengguna aktif periode sebelum COVID-19, namun tidak berperan sebagai aktor utama pada jaringan.

Selanjutnya, analisis *ego network* dilakukan untuk menelusuri keterkaitan antar *node* berdasarkan *node friends* dan *social-structure* yang tidak terlihat dalam jaringan utuh. Hal ini dapat memberikan informasi pengaruh *node* dalam lingkaran interaksi disekitarnya (Stolz & Schlereth, 2021). Penelusuran *node* dilakukan dengan nilai *network radius* 3. Hasil penelusuran *ego network* ditampilkan Tabel 4. *Node friends* merepresentasikan *node* lain yang terhubung secara bertingkat, sedangkan *clustering coefficient* merupakan proporsi *node friends* yang juga berteman satu sama lain.

Tabel 4 menunjukkan dominan pengguna mengalami kenaikan DC yang ditandai dengan meningkatnya nilai *node friends*. Hal ini menunjukkan kelompok jaringan disekitar mereka membahas penyebaran topik yang mereka ikuti secara stabil. Menariknya, keseluruhan *node* memiliki kenaikan *clustering coefficient* di sekitaran 0.31-0.32. Hal ini menunjukkan *node* disekitar mereka aktif melakukan aktivitas *retweet* dari pembahasan yang mereka buat dengan skor proporsi

yang relatif sama. Berdasarkan derajat *clustering coefficient*, kenaikan tertinggi dimiliki oleh akun @adeemulya, @nndrfaal dan @hantuawanmerah. Pada periode sebelum COVID-19, ketiganya memiliki nilai *clustering coefficient* 0, namun periode setelah COVID-19 mengalami kenaikan nilai *clustering coefficient* sebesar 0.31. Hal ini menunjukkan ketiganya membuat pembahasan *tweet* yang mempengaruhi aktivitas pengguna disekitarnya. Pembahasan ini menyebabkan interaksi menjadi intens sehingga menaikkan DC ketiga pengguna tersebut. Sebaliknya, dominan pengguna aktif periode sebelum COVID-19 mengalami kenaikan *clustering coefficient* yang tidak signifikan pada periode setelah COVID-19. Nilai ini lebih kecil dibanding pengguna aktif lain pada periode setelah COVID-19. Hal ini menyebabkan pengguna aktif periode sebelum COVID-19 dominan mengalami penurunan pengaruhnya dalam jaringan komunitasnya sehingga mereka tidak lagi menjadi aktor utama jaringan pada periode setelah COVID-19.

Selanjutnya melakukan analisis profil *twitter* dari 14 akun pada Tabel 4. Proses ini dilakukan untuk mengidentifikasi perubahan perilaku yang terjadi pada pengguna yang tidak aktif di kedua periode. Analisis profil dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu tinjauan profil *twitter* dan pemodelan topik dari *tweet* pengguna. Hasil analisis tersebut ditampilkan pada Tabel 5. Dari hasil analisis profil tersebut, intensitas dan pembahasan *tweet* pengguna aktif periode sebelum dan setelah COVID-19 mengalami

Tabel 4. Perbandingan *Ego Network* Pengguna Aktif Periode Sebelum dan Setelah COVID-19

No.	Aktor	Follower	Periode Sebelum COVID-19		Periode Setelah COVID-19	
			Node Friends	Average Coefficient	Node Friends	Average Coefficient
1.	@fahiraaidris	608.775	90	0.27	354	0.31
2.	@hidayathhp	7.991	93	0.20	354	0.32
3.	@fajarnugros	85.878	110	0.18	355	0.31
4.	@zoelfick	58.241	116	0.22	352	0.32
5.	@umenumen	11.832	116	0.20	353	0.32
6.	@negeri_sendiri	9.705	111	0.20	356	0.32
7.	@arievrahman	51.162	112	0.21	350	0.33
8.	@adeemulya	986	2	0	364	0.31
9.	@nndrfaal	1.681	0	0	363	0.31
10.	@arbainrambey	131.264	95	0.24	363	0.31
11.	@evianafs	4.006	34	0.23	358	0.32
12.	@hantuawanmerah	1.981	0	0	357	0.31
13.	@okanata	1.827	68	0.28	357	0.32
14.	@aryabima_16	325	11	0.40	359	0.31

Tabel 5. Pembahasan Pengguna Aktif pada Periode sebelum dan Setelah COVID-19

No.	Aktor	Profesi	Pembahasan sebelum COVID-19	Pembahasan setelah COVID-19
1.	@fahiraidriss	Anggota MPR RI	Banjir, pekerjaan, sidang, politik dan pemerintahan, banduan dan donasi, ibadah, himbauan dan motivasi dan aktivitas pribadi	COVID-19, himbauan kesehatan, bantuan bencana, pekerjaan, pemerintah dan politik, donasi, keluarga dan aktivitas pribadi dan ibadah
2.	@hidayathhp	Staff Anggota DPRD	Hobi, politik dan pemerintahan, pekerjaan dan kepedulian masyarakat	COVID-19, pekerjaan, politik dan pemerintahan, aktivitas pribadi, motivasi hidup dan ibadah
3.	@fajarnugros	Direktur Film	Film, bioskop, politik dan pemerintahan, fenomena sosial, kunjungan daerah dan UMKM	COVID-19, seni dan film, UMKM, aktivitas pribadi, motivasi, kebijakan pemerintah dan hobi
4.	@zoelfick	Jurnalis	Keluarga, fenomena sosial, kuliner, politik dan pemerintahan, pekerjaan, jurnalistik dan film.	COVID-19, aktivitas pribadi, keluarga, kebijakan pemerintah, pekerjaan dan hobi
5.	@umenumen	Entrepreneur	Pekerjaan, transaksi penjualan atau pembelian, olahraga, rapat kerja, dan aktivitas pribadi	COVID-19, hobi, aktivitas pribadi, pekerjaan, UMKM, ibadah dan <i>online marketing</i>
6.	@negeri_sendiri	Akun Blogger	Lokasi wisata, hobi dan olahraga, informasi publik dan kuliner	Lokasi wisata, COVID-19, himbauan kesehatan, hobi dan olahraga, UMKM dan kuliner
7.	@arievrahman	Traveller	Travelling, kuliner, film dan video, transportasi, lokasi wisata, hobi dan aktivitas pribadi.	Hobi, ibadah, COVID-19, olahraga, keluarga, aktivitas pribadi dan informasi <i>travelling</i>
8.	@adeemulya	Mahasiswa	Kuliah, tugas, olahraga, hobi, aktivitas pribadi, politik dan pemerintahan	COVID-19, ibadah, hobi, olahraga, politik dan pemerintahan, belajar <i>online</i> , aktivitas pribadi
9.	@nndrfaal	Mahasiswa	Kuliah, musik, film, K-Pop, transaksi <i>online</i> , hobi dan aktivitas pribadi	Kuliah <i>online</i> , ibadah, COVID-19, musik, film, K-Pop, transaksi <i>online</i> , dan aktivitas pribadi
10.	@arbainrambey	Jurnalis	Pekerjaan, media dan iklan, politik dan pemerintahan, fotografi, videografi dan hobi	Jurnalistik, COVID-19, politik dan pemerintahan, keluarga, fotografi, artikel dan tulisan <i>online</i>
11.	@evianafs	Driver Ojek Online	Pekerjaan, keluarga, aktivitas pribadi, anak-anak dan berbelanja	Work From Home, aktivitas pribadi, keluarga, belanja dan anak sekolah
12.	@hantuawanmerah	Karyawan	Pekerjaan, hobi, olahraga, dan aktivitas pribadi	Work From Home, ibadah, politik dan pemerintahan, aktivitas pribadi dan hobi
13.	@okanata	Entrepreneur	Promosi produk, hobi, olahraga, politik dan pemerintahan, aktivitas pribadi dan kuliner	Kuliner, COVID-19, resep makanan, ibadah, hobi, olahraga, aktivitas pribadi dan promosi <i>online</i>
14.	@aryabima_16	Karyawan	Aktivitas pribadi, pekerjaan dan hobi	Work From Home, ibadah, hobi dan aktivitas pribadi

perubahan. Misalnya, akun @fahiraidriss dan @hidayathhp yang berprofesi sebagai pejabat pemerintahan. Selama masa COVID-19, pembahasan keduanya didominasi topik COVID-19, bantuan dan donasi serta himbauan kesehatan ke masyarakat. Keduanya juga banyak membahas aktivitas kerja di masa pandemi. Sepertinya pengaruh sebagai pejabat publik dalam membantu menangani permasalahan pandemi menyebabkan berkurangnya intensitas menggunakan sosial media *twitter*. Kemudian akun @fajarnugros, @zoelfick, @umenumen dan @arievrahman pada periode sebelum COVID-19 dominan melakukan aktivitas diluar rumah. Aktivitas ini berkaitan dengan profesi yang mereka jalani. Selama masa pandemi, keempatnya dominan melakukan aktivitas pekerjaan dan hobi, padahal sebelum pandemi tidak banyak beraktivitas terkait hobi. Kemudian akun @negeri_lama, akun yang bersifat bisnis, menyebarkan banyak informasi mengenai wisata dan informasi publik. Selama

pandemi, akun ini juga menyebarkan informasi terkait COVID-19. Dengan adanya pandemi COVID-19, hal-hal seperti ini bisa berpengaruh pada berkurangnya intensitas *tweet* yang mereka lakukan.

Berdasarkan Tabel 5, perubahan akun aktif periode setelah COVID-19 didominasi oleh pengguna yang melakukan *work from home* atau *school from home*. Misalnya, akun @adeemulya dan @nndrfaal yang membahas mengenai sekolah *online*, serta @aryabima_16, @hantuawanmera dan @evianafs yang membahas mengenai aktivitas *work from home*. Hal ini berkaitan dengan himbauan pemerintah untuk melakukan pekerjaan dari rumah agar menekan penyebaran virus COVID-19 secara masif. Kemudian akun @arbainrambey dan @okanata yang banyak membahas aktivitas *online* seperti menulis artikel dan promosi *online* yang sesuai dengan profesi mereka. Aktivitas mereka berdua mengalami perubahan semenjak COVID-19 dari dominan aktivitas *offline* ke aktivitas *online*. Hal ini

Tabel 6. Perbandingan *Follower Rank* Pengguna Aktif Periode Sebelum dan Setelah COVID-19

No.	Aktor	Periode Sebelum COVID-19			Aktor	Periode Setelah COVID-19		
		<i>Follower</i>	<i>Following</i>	<i>Follower Rank</i>		<i>Follower</i>	<i>Following</i>	<i>Follower Rank</i>
1.	@fahiraidriss	608.775	27.95	0.96	@adeemulya	986	1.324	0.99
2.	@hidayathhp	7.991	5.775	0.58	@bintangnoru	10.717	279	0.04
3.	@fajarnugros	85.878	2.696	0.97	@nndrfaal	1.681	3.204	0.34
4.	@rockerspantura	41.765	2.769	0.94	@arbainrambey	131.264	1.927	0.98
5.	@zoelfick	58.241	2.709	0.96	@evianafs	4.006	1.015	0.80
6.	@umenumen	11.832	1.283	0.90	@rockerspantura	41.765	2.769	0.94
7.	@negeri_sendiri	9.705	1.408	0.87	@hantuawanmerah	1.981	1.841	0.52
8.	@musniumar	130.908	2.958	0.98	@okanata	1.827	892	0.01
9.	@arievrahman	51.162	1.521	0.97	@aryabima_16	325	1.056	0.98
10.	@bintangnoru	18.167	1.785	0.91	@musniumar	130.908	2.958	0.98

menunjukkan bahwa aktivitas selama pandemi yang mengharuskan warga tetap dirumah saja dapat mempengaruhi perubahan perilaku pengguna *twitter* dalam menggunakan sosial media *twitter*.

3.3. Pemilihan Pengguna Aktif

Tabel 3 menunjukkan tiga pengguna *twitter* yang aktif pada kedua periode sebelum dan setelah COVID-19, yaitu @bintangnoru, @rockerspantura dan @musniumar. Ketiganya mengalami kenaikan nilai DC yang signifikan pada periode setelah COVID-19. Bahkan, akun @bintangnoru memiliki nilai DC paling tinggi diantara ketiganya dengan nilai DC sebesar 201. Nilai ini meningkat 20 kali dari periode sebelum COVID-19.

Proses selanjutnya adalah menghitung *follower rank*. Hasil perhitungan ini dapat dilihat pada Tabel 6. Berdasarkan hasil tersebut, ketiganya memiliki jumlah *follower* lebih dari 10k. Ini menunjukkan bahwa ketiganya merupakan tipe aktor populer dan berpengaruh dalam jaringan interaksinya. Jika dilihat berdasarkan nilai *follower*, cukup wajar jika ketiganya aktif pada periode sebelum dan setelah COVID-19. Dari ketiga pengguna tersebut, akun @musniumar memiliki nilai *follower rank* tertinggi dengan nilai sebesar 0.98 dan memiliki nilai *follower* tertinggi dengan jumlah 130.098 *follower*.

3.4. Analisis Profil Pengguna

A. Perbandingan topik tweet pengguna aktif pada periode sebelum dan setelah COVID-19

Pada penelitian ini, mekanisme pemrosesan teks diawali dengan menangani *case folding*. Proses selanjutnya adalah menghapus *special character* dalam teks, misalnya tautan, emoji, entitas HTML, *mentions*, tanda baca dan angka. Setelah itu, proses dilanjutkan dengan melakukan tokenisasi. Data *tweet* yang diolah berbahasa Indonesia, sehingga proses berikutnya adalah menghapus *stopword* berdasarkan referensi bahasa Indonesia. Proses ini dilakukan dengan dua cara, yaitu penghapusan *tweet* menggunakan referensi *stopword* dan penghapusan

manual dengan menghilangkan kata-kata yang tidak terkait topik. Selanjutnya, proses normalisasi kata dilakukan untuk mengubah kata-kata slang menjadi kata baku sesuai preferensi bahasa Indonesia. Kemudian, proses berikutnya adalah *stemming* dan *lemmatization* untuk mengubah setiap kata menjadi bentuk dasar dan mengurangi bentuk infleksi dari morfologis kata-kata tersebut. Proses terakhir adalah penandaan *part-of-speech* (POS). Klausa yang dipilih dalam proses ini adalah nomina, adjektiva, verba, dan adverbial. Hasil dari serangkaian proses tersebut menghasilkan data teks bersih yang dapat digunakan untuk proses pemodelan topik.

Selanjutnya, data dimodelkan dengan metode LDA. Proses ini menghasilkan topik maksimum sebanyak 74 topik pada periode sebelum COVID-19 dengan *coherence score* sebesar 0.69 dan 25 topik pada periode setelah COVID-19 dengan *coherence score* sebesar 0.72. Hasil ini menunjukkan bahwa model LDA memiliki *coherence score* yang baik, namun jumlah maksimum topiknya cukup tinggi sehingga dapat mempersulit proses analisis. Oleh karena itu, proses hirarki topik dilakukan untuk mengklusterisasi topik yang memiliki kemiripan sehingga topik tersebut dapat digabungkan menjadi satu kluster yang sama. Proses ini dapat membantu mengurangi jumlah maksimum topik menjadi lebih kecil (Lossio-Ventura et al., 2021). Mekanisme ini menggunakan representasi TF-IDF untuk melakukan ekstraksi fitur teks dan *cosine similarity* untuk mengukur kemiripan hirarki teks dari masing-masing topik. Metode yang digunakan untuk klusterisasi topik adalah Agglomerative Clustering dan K-Means (Costa & Ortale, 2021). Dari hasil pengelompokan topik tersebut, lima topik ditetapkan sebagai ambang batas topik utama. Hasilnya, metode Agglomerative Clustering menghasilkan nilai *Silhouette Coefficient* (SC) sebesar 0.81 untuk periode sebelum COVID-19 dan 0.62 untuk periode setelah COVID-19. Kemudian, K-Means memiliki nilai SC sebesar 0.64 untuk periode sebelum COVID-19 dan 0.61 untuk periode setelah COVID-19. Hasil ini menunjukkan bahwa klusterisasi hirarki topik dengan metode Agglomerative memiliki hasil yang lebih baik.

Tabel 7. Perbandingan Topik *Tweet* Pengguna Aktif pada periode sebelum dan Setelah COVID-19

No.	@bintangnoru		@musniumar		@rockerspantura	
	Sebelum COVID-19	Setelah COVID-19	Sebelum COVID-19	Setelah Covid-19	Sebelum COVID-19	Setelah COVID-19
1.	pulang makan es sency pim (Makanan)	rumah biaya sehat gila masker (COVID-19)	kampung macet pulang anak daerah (pekerjaan)	universitas jakarta civitas akademika doa (pendidikan)	rumah berita gempa kopi beli (aktivitas pribadi)	masker rumah jaga RS medis (COVID-19)
2.	kantor jalan pulang malam banjir (pekerjaan)	bosan kamar lupa teman online (lockdown)	makan mudik ayah lokasi handphone (aktivitas pribadi)	covid ekonomi dunia pemerintah phk (COVID-19)	balap takut malam salah pulang (aktivitas pribadi)	corona virus Jakarta salah kawan (COVID-19)
3.	makan minum teman twitter baca (aktivitas pribadi)	tidur indonesia malam minum makan (aktivitas pribadi)	bola kalah menang malam takut (olahraga)	indonesia rakyat prihatin presiden negara (politik)	gas helm motor anak bencana (hobi)	APD rakyat helm hati pesan (COVID-19)
4.	gym berat angkat anak ajak (olahraga)	bangun Jakarta mama keluarga sambal (keluarga)	twitter banjir rumah air doa (bencana alam)	corona psbb wabah cegah lawan (COVID-19)	hujan pantai air seru motor (hobi)	makan minum bangun doa Allah (aktivitas pribadi)
5.	rumah sticker iphone film korban (hobi)	instagram lari makan twitter nonton (hobi)	baca malam shalat keluarga nonton (aktivitas pribadi)	allah shalat puasa ramadhan jumat (keagamaan)	teman bantuan banjir bogor logistik (bencana alam)	sehat takut sakit rezeki teman (kesehatan)

Berdasarkan preferensi tersebut, maka hasil pemodelan dengan Agglomerative Clustering dipilih sebagai model yang merepresentasikan lima dominan topik yang dibahas oleh setiap pengguna aktif.

Perbandingan topik *tweets* pengguna aktif periode sebelum dan setelah COVID-19 dapat dilihat pada Tabel 7. Topik terkait COVID-19 menjadi topik dominan yang dibahas oleh pengguna *twitter* pada periode setelah COVID-19. Hal ini sejalan dengan maraknya pandemi COVID-19 pada waktu tersebut. Kemudian, pandemi COVID-19 dapat mempengaruhi topik postingan pada pengguna *twitter*. Hal ini terlihat pada akun pengguna @bintangnoru. Sebelum pandemi COVID-19 akun ini dominan melakukan topik *tweet* mengenai pekerjaan dan hobi. Namun semenjak pandemi COVID-19, akun ini dominan melakukan *tweet* mengenai dampak pandemi COVID-19 dan aktivitas di dalam rumah. Kemudian, akun @musniumar pada sebelum COVID-19 banyak melakukan *tweet* tentang aktivitas pribadi dan pekerjaan, namun semenjak pandemi COVID-19 akun ini banyak melakukan *tweet* mengenai dampak pandemi di masyarakat. Hal yang sama juga terjadi pada akun @rockerspantura. Dari hasil identifikasi ini diperoleh bahwa pandemi COVID-19 dapat mempengaruhi perubahan perilaku pengguna *twitter* dalam memilih topik *tweet*.

B. Perbandingan jumlah *tweet* pada periode sebelum dan setelah COVID-19

Proses identifikasi perbandingan jumlah *tweet* didasarkan pada ketiga akun pengguna yang aktif pada Tabel 4. Berdasarkan hasil akumulasi pada *tweet* pengguna tersebut, kenaikan jumlah *tweet* pada periode setelah COVID-19 terjadi pada rentang jam 1 dinihari sampai jam 5 sore. Persentase kenaikan tertinggi terjadi di jam 2 pagi sampai 7 pagi, kemudian pada jam 10 pagi sampai 12 siang.

Secara keseluruhan, rata-rata jumlah *tweet* perhari dan perjam selama pandemi COVID-19 mengalami kenaikan. Menariknya, pada jam kerja pada rentang pukul 7 pagi sampai 16 sore, terjadi kenaikan jumlah *tweet* sebesar 58%. Hal ini mungkin dipengaruhi oleh aktivitas selama pandemi yang mengharuskan masyarakat menetap di rumah masing-masing. Kondisi ini menyebabkan selama pandemi COVID-19 pengguna *twitter* lebih aktif melakukan *tweet* pada pada jam kerja.

C. Perbandingan popularitas pengguna *twitter* pada periode sebelum dan setelah COVID-19

Perbandingan nilai *follower rank* pengguna aktif dapat dilihat pada Tabel 6. Pada periode sebelum COVID-19, keseluruhan pengguna aktif periode sebelum COVID-19 didominasi oleh akun dengan nilai *follower* diatas 5k. Bahkan akun @fahiraidriss memiliki *follower* sebanyak 608k. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna aktif periode sebelum COVID memiliki pengaruh yang cukup besar dalam jaringan interaksinya. Jika dilihat berdasarkan nilai

follower, mereka merupakan pengguna yang sudah cukup populer di platform *twitter*, sedangkan pada periode setelah COVID-19, 60% dari pengguna memiliki jumlah *follower* dibawah 5k. Bahkan akun @aryabima_16 hanya memiliki *follower* sebanyak 325 orang. Hal ini menunjukkan adanya perubahan peran pengguna aktif selama pandemi COVID-19.

Selanjutnya, periode setelah COVID-19 menunjukkan bahwa aktor utama dalam sebuah jaringan tidak hanya didominasi oleh akun dengan nilai *follower rank* tinggi tetapi juga didominasi oleh akun dengan nilai *follower rank* rendah. Dari identifikasi ini diperoleh bahwa pandemi COVID-19 mempengaruhi tipe pengguna *twitter* yang tidak populer menjadi lebih aktif melakukan *tweet*.

4. KESIMPULAN

Identifikasi terhadap perilaku pengguna *twitter* menggunakan analisis profil pengguna aktif menghasilkan tiga perubahan perilaku yang terjadi selama pandemi COVID-19. Pertama, perubahan pada topik postingan *tweet*. Pada periode sebelum COVID-19, dominan topik yang muncul berupa aktivitas pribadi, keluarga atau topik yang berhubungan dengan pekerjaan. Pada periode saat COVID-19, dominan topik yang muncul adalah mengenai COVID-19, hobi dan aktivitas di dalam rumah. Hal ini sejalan dengan situasi pandemi COVID-19 yang sedang meningkat pesat. Kedua, intensitas *tweet* pada periode setelah COVID-19 mengalami kenaikan 58%. Kenaikan didominasi pada periode jam kerja antara pukul 7 pagi sampai dengan 4 sore. Hal ini dipengaruhi oleh aktivitas selama awal pandemi yang mengharuskan warga menetap di rumah. Ketiga, interaksi pengguna aktif selama masa pandemi tidak hanya didominasi oleh pengguna dengan nilai popularitas tinggi, tetapi juga pengguna dengan nilai popularitas rendah. Dalam kasus ini, 60% dari pengguna aktif periode setelah COVID-19 didominasi oleh pengguna dengan nilai *follower* dibawah 5k. Dari perubahan ketiga perubahan perilaku tersebut dapat diperoleh bahwa pandemi COVID-19 mempengaruhi perubahan perilaku pengguna dalam menggunakan sosial media *twitter*.

Dari penelitian ini terdapat tantangan utama yaitu alur informasi setiap topik dan pembahasan dari interaksi pengguna *twitter* sangat dinamis. Sehingga penelitian selanjutnya dapat melakukan eksplorasi penanganan masalah tersebut untuk mengetahui perubahan perilaku pengguna *twitter*.

DAFTAR PUSTAKA

- ABD-ALRAZAQ, A., ALHUWAIL, D., HOUSEH, M., HAI, M., & SHAH, Z. (2020). Top concerns of tweeters during the COVID-19 pandemic: A surveillance study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(4), 1–9. <https://doi.org/10.2196/19016>
- ABDELSADEK, Y., CHELGHOU, K.,

- HERRMANN, F., KACEM, I., & OTJACQUES, B. (2018). Community extraction and visualization in social networks applied to Twitter. *Information Sciences*, 424, 204–223.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.09.022>
- AHMED, M. S., AURPA, T. T., & ANWAR, M. M. (2021). Detecting sentiment dynamics and clusters of Twitter users for trending topics in COVID-19 pandemic. *PLoS ONE*.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0253300>
- AHMED, W., VIDAL-ALABALL, J., SEGUI, F. L., & MORENO-SÁNCHEZ, P. A. (2020). A social network analysis of tweets related to masks during the covid-19 pandemic. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(21), 1–9.
<https://doi.org/10.3390/ijerph17218235>
- AL-SHARGABI, A. A., & SELMI, A. (2021). Social Network Analysis and Visualization of Arabic Tweets during the COVID-19 Pandemic. *IEEE*.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3091537>
- BASIRI, M. E., NEMATI, S., ABDAR, M., ASADI, S., & ACHARRYA, U. R. (2021). A novel fusion-based deep learning model for sentiment analysis of COVID-19 tweets. *Knowledge-Based Systems*, 228, 107242.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107242>
- COSTA, G., & ORTALE, R. (2021). Jointly modeling and simultaneously discovering topics and clusters in text corpora using word vectors. *Information Sciences*, 563, 226–240.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.01.019>
- HAUPT, M. R., JINICH-DIAMANT, A., LI, J., NALI, M., & MACKEY, T. K. (2021). Characterizing twitter user topics and communication network dynamics of the “Liberate” movement during COVID-19 using unsupervised machine learning and social network analysis. *Online Social Networks and Media*, 21(December 2020).
<https://doi.org/10.1016/j.osnem.2020.100114>
- HUNG, M., LAUREN, E., HON, E. S., BIRMINGHAM, W. C., XU, J., SU, S., ... LIPSKY, M. S. (2020). Social network analysis of COVID-19 sentiments: Application of artificial intelligence. *Journal of Medical Internet Research*, 22(8), 1–13.
<https://doi.org/10.2196/22590>
- LOSSIO-VENTURA, J. A., GONZALES, S., MORZAN, J., ALATRISTA-SALAS, H., HERNANDEZ-BOUSSARD, T., & BIAN, J. (2021). Evaluation of clustering and topic modeling methods over health-related tweets and emails. *Artificial Intelligence in Medicine*, 117(March), 102096.
<https://doi.org/10.1016/j.artmed.2021.102096>
- MAILLOA, E. (2020). Analisis Node dengan Centrality dan Follower Rank pada Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 4(5), 937–942.
<https://doi.org/10.29207/resti.v4i5.2398>
- MARTIN, C., & NIEMEYER, P. (2020). On the impact of network size and average degree on the robustness of centrality measures. *Network Science*, (2020), 1–22.
<https://doi.org/10.1017/nws.2020.37>
- MITTAL, D., SUTHAR, P., PATIL, M., PRANAYA, P. G. S., RANA, D. P., & TIDKE, B. (2020). Social Network Influencer Rank Recommender Using Diverse Features from Topical Graph. *Procedia Computer Science*, 167(2019), 1861–1871.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.205>
- PASCUAL-FERRÁ, P., ALPERSTEIN, N., & BARNETT, D. J. (2020). Social Network Analysis of COVID-19 Public Discourse on Twitter: Implications for Risk Communication. *Disaster Medicine and Public Health Preparedness*, 1–9.
<https://doi.org/10.1017/dmp.2020.347>
- STOLZ, S., & SCHLERETH, C. (2021). Predicting Tie Strength with Ego Network Structures. *Journal of Interactive Marketing*, 54, 40–52.
<https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.10.001>
- TOMASOA, L., IRIANI, A., & SEMBIRING, I. (2019). Ekstraksi Knowledge tentang Penyebaran #Ratnamilikiapa pada Jejaring Sosial (Twitter) menggunakan Social Network Analysis (SNA). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(6), 677.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.2019661710>
- VALDEZ, D., TEN THIJ, M., BATHINA, K., RUTTER, L. A., & BOLLEN, J. (2020). Social media insights into US mental health during the COVID-19 pandemic: Longitudinal analysis of twitter data. *Journal of Medical Internet Research*, 22(12).
<https://doi.org/10.2196/21418>
- YAO, Q., YI, R., LI, M., SONG, L., & CRABBE, M. J. C. (2021). Safety knowledge sharing on Twitter: A social network analysis. *Safety Science*, 143(April), 105411.
<https://doi.org/10.1016/j.ssci.2021.105411>
- YIP, W. S., & TO, S. (2021). Identification of stakeholder related barriers in sustainable manufacturing using Social Network Analysis. *Sustainable Production and Consumption*, 27, 1903–1917.
<https://doi.org/10.1016/j.spc.2021.04.018>
- ZHAO, G., LOU, P., QIAN, X., & HOU, X. (2020). Personalized location recommendation by fusing sentimental and spatial context. *Knowledge-Based Systems*, 196, 105849.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.105849>