



## Analisis Akun Twitter Berpengaruh terkait Covid-19 menggunakan *Social Network Analysis*

Aprillian Kartino<sup>1</sup>, M. Khairul Anam<sup>2</sup>, Rahmaddeni<sup>3</sup>, Junadhi<sup>4</sup>

<sup>1,3,4</sup>Jurusan Teknik Informatika, STMIK Amik Riau

<sup>2</sup>Jurusan Teknologi Informasi, STMIK Amik Riau

<sup>1</sup>1710031802021@stmik-amik-riau.ac.id, <sup>2</sup>khairulanam@sar.ac.id, <sup>3</sup>rahmaddeni@sar.ac.id, <sup>4</sup>junadhi@sar.ac.id

### Abstract

*Covid-19 is a disease of the virus that is shaking the world and has been designated by WHO as a pandemic. This case of Covid-19 can be a place of dissemination of disinformation that can be utilized by some parties. The dissemination of information in this day and age has turned to the internet, namely social media, Twitter is one of the social media that is often used by Indonesians and the data can be analyzed. This study uses the social network analysis method, conducted to be able to find nodes that affect the ongoing interaction in the interaction network of information dissemination related to Covid-19 in Indonesia and see if the node is directly proportional to the value of its popularity. As well as to know in identifying the source of Covid-19 information, whether dominated by competent Twitter accounts in their fields. The data examined 19,939 nodes and 12,304 edges were taken from data provided by the web academic.droneemprit.id on the project "Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial", using the period of December 2019 to December 2020 on social media Twitter. The results showed that the @do\_ra\_dong account is an influential actor with the highest degree centrality of 860 and the @detikcom account is the actor with the highest popularity value of follower rank of 0.994741605. Thus actors who have a high degree of centrality value do not necessarily have a high follower rank value anyway. The study ignores if there are buzzer accounts on Twitter.*

*Keywords: Centrality, Covid-19, Follower Rank, Social Network Analysis, Twitter*

### Abstrak

Covid-19 adalah penyakit dari virus yang menggemparkan dunia dan telah ditetapkan oleh WHO sebagai sebuah pandemi. Kasus Covid-19 ini dapat menjadi sebuah tempat penyebaran disinformasi yang dapat dimanfaatkan oleh beberapa pihak. Penyebaran informasi di zaman sekarang telah beralih ke internet yaitu media sosial, Twitter merupakan salah satu media sosial yang sering digunakan masyarakat Indonesia dan data-datanya dapat dianalisa. Penelitian ini menggunakan metode *social network analysis*, dilakukan untuk dapat menemukan *node* yang berpengaruh terhadap berlangsungnya interaksi dalam jaringan interaksi penyebaran informasi terkait Covid-19 di Indonesia dan melihat apakah *node* tersebut berbanding lurus dengan nilai popularitasnya. Serta untuk mengetahui dalam mengidentifikasi sumber informasi Covid-19, apakah didominasi oleh akun-akun Twitter berkompeten dibidangnya. Data yang diteliti sebanyak 19.939 *nodes* dan 12.304 *edges* diambil dari data yang disediakan oleh *web academic.droneemprit.id* pada proyek "Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial", menggunakan periode waktu Desember 2019 sampai Desember 2020 pada media sosial Twitter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akun @do\_ra\_dong adalah aktor berpengaruh dengan nilai tertinggi *degree centrality* yaitu sebesar 860 dan akun @detikcom adalah aktor yang nilai popularitas tertinggi *follower rank* yaitu sebesar 0.994741605. Dengan demikian aktor yang memiliki nilai *degree centrality* tinggi belum tentu memiliki nilai *follower rank* yang tinggi pula. Penelitian ini mengabaikan jika terdapat akun *buzzer* pada Twitter.

Kata kunci: *Centrality, Covid-19, Follower Rank, Social Network Analysis, Twitter*

### 1. Pendahuluan

*Coronavirus disease 2019 (Covid-19) adalah penyakit dari virus coronavirus jenis baru (SARS-CoV-2) yang menggemparkan dunia dan telah ditetapkan oleh WHO sebagai sebuah pandemik [1]. Kasus Covid-19 ini dapat*

*menjadi sebuah tempat penyebaran disinformasi yang dapat dimanfaatkan oleh beberapa pihak yang tidak bertanggung jawab untuk menjatuhkan pihak yang berkaitan langsung dengan penanganan Covid-19, mulai dari pemerintah sampai tenaga medis dan hanya*

mengakibatkan masyarakat menjadi sesak wacana publik dengan informasi-informasi yang membingungkan [2].

Penyebaran informasi di zaman sekarang telah beralih ke internet. Penyebaran informasi tersebut tak luput dari banyaknya jumlah pengguna internet. Di Indonesia sendiri jumlah pengguna internet pada kuartal II tahun 2020 naik mencapai 196,7 juta pengguna sama hal nya dengan 73,7 persen dari populasi [3]. Media sosial merupakan salah satu tempat penyebaran informasi di internet. Salah satu media sosial yang masyarakat indonesia sering digunakan adalah Twitter, Twitter adalah platform media sosial yang dapat mengunggah pesan singkat yang 280 buah karakter yang disebut *tweet*. Di Indonesia pengguna Twitter saat ini mencapai 10.645.000 pengguna [4].

*Social Network Analysis* merupakan sebuah metode analisis yang memiliki konsentrasi dalam mengukur sebuah interaksi dan hubungan yang ada serta menggambarkannya kedalam beberapa informasi [5]. *Social Network Analysis* cocok digunakan dalam penelitian ini karena didalam metode ini dapat menemukan sebuah *nodes* dan *edges*, dalam penelitian ini membutuhkan metode dalam menemukan *node* yang terindikasi paling berpengaruh terhadap berjalannya interaksi dalam sebuah jaringan penyebaran informasi terkait Covid-19 di Indonesia pada setiap *tweet* (asli, *retweet* dan *reply*). SNA dapat memberikan sebuah *graph* dari visualisasi di dalam jaringan sesuai dengan data yang telah di dapat berupa *nodes* dan *edges*. Penelitian sebelumnya terkait dengan dengan penelitian ini adalah [6], [7], [8].

Tujuan menggunakan metode ini diharapkan dapat membantu dalam mengidentifikasi sumber informasi Covid-19 dari awal muncul sampai tahun 2020, apakah didominasi oleh akun-akun Twitter berkompeten dibidangnya.

## 2. Metode Penelitian

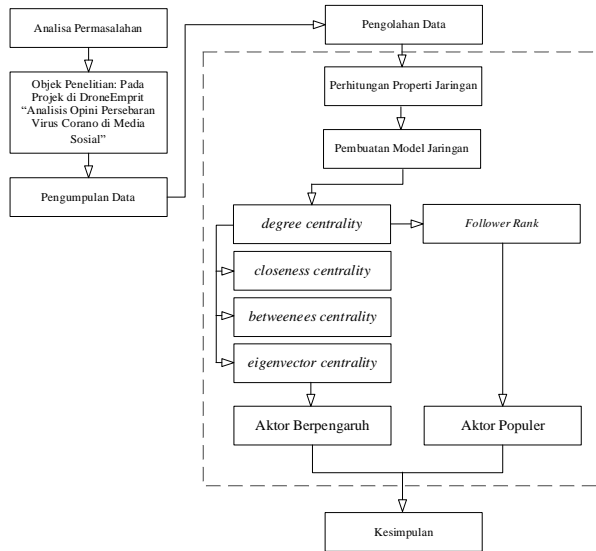
Penelitian ini menggunakan pemilihan data dan informasi yang bersifat objektif guna menghasilkan sebuah penelitian yang berkualitas sebagai titik acuan untuk penelitian. Gambar 1 adalah metodologi penelitian ini.

Berikut adalah penjelasan mengenai Gambar 1.

### 2.1. Analisa Permasalahan

Tahap ini dilakukan menggunakan *Social Network Analysis* untuk dapat menemukan *node* atau akun-akun twitter yang terindikasi paling berpengaruh terhadap berjalannya interaksi dalam jaringan penyebaran informasi terkait Covid-19 di Indonesia dan melihat apakah *node* atau akun-akun tersebut apakah berbanding lurus dengan nilai popularitas yang dimiliki.

Hal ini juga dilakukan karena akun yang tidak memiliki kolerasi atau hubungan dengan akun yang lainnya bisa dianggap sebagai spam [9]. Spam pada Twitter adalah konten atau *tweet* yang dikirim oleh akun palsu yang dibuat oleh *spammer* atau akun yang *username* dan *password*-nya telah dicuri oleh *spammer* [10].



Gambar 1. Metodologi penelitian

### 2.2. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data diambil dari data yang disediakan oleh *web academic.droneemprit.id* pada proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial”. Dalam penelitian menggunakan proyek yang sama belum ada penelitian lain yang menggunakannya, namun pada data Drone Emprit lainnya sudah di lakukan penelitian oleh [11], [12], [13]. Pemilihan menggunakan Drone Emprit dikarenakan pada Drone Emprit memiliki banyak proyek yang data dapat di ambil lebih besar, banyak dan periode waktu yang cukup lama [11].

Penelitian ini menggunakan periode waktu Desember 2019 sampai Desember 2020 pada media sosial Twitter. Pemilihan periode tersebut merupakan masa dimananya awal munculnya topik Covid-19. Data yang didapat sebanyak 19.939 *nodes* dengan 12.304 *edges* dan disimpan dalam bentuk ekstensi .csv. Data yang akan digunakan yaitu *nodes* yang berisi *name* dan *size* dari jumlah *retweet* dan *reply* dan *edges* yang berisi *source* (asal) dan *target* (tujuan) proyek tersebut.



Gambar 2. Salah Satu Proyek Covid-19 di Droneemprit

Antusias masyarakat untuk membicarakan covid sangat banyak dimedia sosial khususnya Twitter. Dan masih

menjadi topik yang masih hangat untuk dibicarakan baik oleh masyarakat maupun oleh para peneliti.

### 2.3. Pengolahan Data

Tahapan pengolahan data terbagi menjadi dua yaitu [14]:

Tahapan pertama yaitu *Social Network Analysis* memiliki sebuah perhitungan yaitu properti jaringan yang bertujuan untuk memetakan hubungan yang sangat membantu untuk meningkatkan penciptaan *management knowledge* di dalam sebuah organisasi [15]. Perhitungan properti jaringan yang ada pada *Social Network Analysis* antara lain:

Tabel 1. Properti Jaringan

No	Nama Properti Jaringan	Deskripsi
1	<i>Nodes</i>	<i>Nodes</i> digunakan untuk menggambarkan lokasi yang dimiliki oleh aktor yang berada dalam sebuah <i>network</i> [16].
2	<i>Edges</i>	<i>Edges</i> digunakan untuk menggambarkan jalinan antar aktor yang terjadi di dalam sebuah <i>network</i> [16].
3	<i>Average Degree</i>	<i>Average degree</i> dapat ditentukan dengan cara, jumlah hubungan pada satu <i>node</i> dibagi dengan jumlah hubungan yang terjadi pada sebuah jaringan [17].
4	<i>Diameter</i>	<i>Diameter</i> merupakan jarak terjauh atau jarak paling panjang antara dua <i>node</i> yang saling berdekatan [18].
5	<i>Average path length</i>	<i>Average path length</i> merupakan rata-rata jalur yang dilewati oleh setiap <i>nodes</i> ke <i>nodes</i> lainnya [18].

Tahap Pembuatan model jaringan ini merupakan tahap pengolahan data interaksi pada sebuah *network*. Sebuah pola interaksi dapat divisualisasikan dengan menggunakan sebuah metode *graph*, dengan tipe *undirected* yang merupakan *graph* yang tidak memperhatikan arah hubungan pada sebuah *node* yaitu *indegree* (*node* yang dituju) dan *outdegree* (*node* asal).

Di dalam metode *Social Network Analysis* sendiri memiliki beberapa buah konsep di dalam pendekatannya, yaitu dapat memvisualisasikan sebuah pola yang terbentuk dari hubungan antar *node* namun penggunaannya lebih sering untuk menentukan sebuah *node* sentral di dalam sebuah jaringan, dengan cara menghitung beberapa nilai *centrality* diantaranya yang adalah [13].

*Degree Centrality* digunakan untuk menghitung jumlah interaksi yang dilakukan sebuah *node* dalam sebuah jaringan. Dalam menghitung sentralitas derajat *node*, menggunakan rumus 1.

$$C'_D(n_i) = \frac{d(n_i)}{g-1} \quad (1)$$

Dengan ( $n_i$ ) adalah jumlah interaksi sebuah *node* i. dan g sebagai jumlah *node*.

*Closeness Centrality* menghitung kedekatan suatu *node* dengan *node* yang lainnya. Untuk menghitung sentralitas kedekatan, menggunakan rumus 2.

$$C_c(n_i) = \left[ \sum_{j=1}^g d(n_i, n_j) \right] \quad (2)$$

Dengan ( $n_i$ ) adalah jarak kedekatan *node* i. dan ( $n_i, n_j$ ) adalah jarak individu sebuah *node* i ke j.

*Betweenness Centrality* menghitung jumlah jalan terpendek antara *node* j dan k dimana *node* i berada atau seberapa sering sebuah *node* tersebut dilewati oleh *node* lain untuk menuju ke sebuah *node* tertentu. Perhitungan antara sentralitas antara *node* menggunakan rumus 3.

$$C_b(n_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}} \quad (3)$$

Dengan  $g_{jk}(n_i)$  adalah jumlah jalur terpendek dari sebuah *node* j ke k yang melewati *node* i. Kemudian terdapat ( $n_i$ ) yang merupakan jumlah jalur terpendek dari *node* j ke k.

*Eigenvector Centrality* merupakan sebuah pengukuran yang dapat memberikan nilai yang lebih tinggi dari sebuah *node* yang terhubung dengan *node* yang juga memiliki *centrality* tinggi. Untuk menghitung *Eigenvector Centrality* dapat menggunakan rumus 4.

$$C(\beta) = \sum (a + \beta c_j) A_{ji} \quad (4)$$

Dengan a adalah konstanta normalisasi (skala *vector*) dan  $\beta$  adalah seberapa banyak suatu *node* yang mempunyai nilai *centrality* dari sebuah *node* yang juga memiliki nilai *centrality* yang tinggi.

*Follower Rank* digunakan untuk melakukan sebuah pengukuran untuk mengetahui nilai popularitas dari *node* yang berpengaruh dalam sebuah *network* [19] seperti rumus 5.

$$Follower Rank(i) = \frac{F1}{F1+F3} \quad (5)$$

Dengan F1 adalah banyaknya pengikut atau *followers* sebuah *node* dan F3 adalah banyaknya sebuah *node* terhubung dengan *node* lain atau *degree centrality*.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Pada hasil dan pembahasan penelitian ini dimulai dari pengambilan data dan proses SNA. Proses SNA dimulai dari analisa data sampai terbentuk *wordcloud*. Berikut adalah penjelasan secara detailnya.

### 3.1. Analisa Data

Data diambil dari *web academic.droneemprit.id* pada proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial” dengan menggunakan periode Desember 2019 sampai Desember 2020 pada media sosial Twitter.

Data yang didapat sebanyak 19.939 *nodes* dengan 12.304 *edges*. Data yang didapat yaitu *nodes* yang berisi *name* merupakan nama akun Twitter, *type* merupakan tipe dari akun Twitter tersebut seperti *person* / orang dan *size* dari jumlah *retweet* dan *reply* dan *edges* yang berisi *source* merupakan akun Twitter asal dan *target* merupakan akun Twitter tujuan dan *sentiment* merupakan sentimen akun twitter terhadap proyek tersebut. Namun data yang digunakan yaitu *nodes* yang berisi *name* dan *size* dari jumlah *retweet* dan *reply* dan *edges* yang berisi *source* (asal) dan *target* (tujuan).

### 3.2. Perhitungan Properti Jaringan

Perhitungan properti jaringan diperlukan untuk analisis data yang telah didapat dan dilakukan sebelum pembuatan visualisasi model jaringan. Dalam menganalisis dilakukan secara otomatis melalui *software* Gephi 0.9.2, terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Properti Jaringan

<b>Size</b>	<b>Nodes:</b> 19.939
	<b>Edges:</b> 12.304
<b>Density</b>	<b>0.000</b>
<b>Modularity</b>	0.763
<b>Diameter</b>	18
<b>Average Degree</b>	1.234
<b>Average Path Length</b>	5.846
<b>Clustering Coefficient</b>	4.969703732058406E-4

Tabel 2 diatas menunjukkan nilai properti jaringan dalam proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial” dari *web* academic.droneemprit.id, dengan periode waktu Desember 2019 sampai dengan Desember 2020 pada media sosial Twitter. Analisis pertama pada properti *size*, dimana semakin besar *nodes* maka akun Twitter yang terjalin di dalam jaringan sosial semakin banyak menandakan bahwa banyak akun-akun Twitter yang membicarakan topik tertentu. Kemudian pada properti *size* ada *edges*, dimana semakin tinggi nilai *edges* menunjukkan bahwa banyaknya interaksi yang terjadi antar akun-akun di media sosial twitter. Nilai *size* yang terbentuk yaitu sebanyak 19.939 *nodes* dan 12.304 *edges*.

Analisis kedua pada properti *density* merupakan kepadatan sebuah jaringan, nilai *density* yaitu 0.000. Nilai *density* disarankan yaitu dalam skala 0 hingga 1 [20], dan dapat dikatakan bahwa jaringan ini memiliki kepadatan yang sesuai. Analisis ketiga pada properti *modularity*, dimana semakin tinggi nilai *modularity* maka akan lebih tampak jelas sebuah jaringan tersebut terbentuk. Dapat diartikan bahwa setiap jaringan yang didapat terbentuk sebuah komunitas yang berbeda dimana komunitas tersebut menjadikan sebuah jaringan memiliki spesifikasi lebih terhadap komunitas. Nilai *modularity* yaitu sebesar 0.763 dan membentuk 11.729 komunitas dalam kumpulan *graph* jaringan tersebut. Terdapat 11 komunitas utama yang terbentuk yang memiliki persentase diatas 1 % terlihat pada Gambar 4.

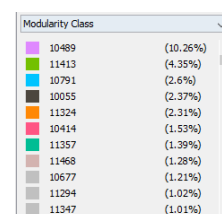
Analisis keempat pada properti *diameter* merupakan jarak antar *nodes* dalam suatu jaringan. Nilai *diameter* yang didapat yaitu 18, yang menjadikan sebagai jarak terpanjang antar *node* (ujung ke ujung). Analisis kelima pada properti *average degree*. Pada *average degree* memperlihatkan nilai antar hubungan *nodes* dalam sebuah jaringan, dimana semakin besar *average degree* maka semakin baik sebuah jaringan tersebut dan menghasilkan penyebaran informasi yang lebih luas. Nilai *average degree* yang didapat yaitu 1.234.

Analisis keenam pada properti *Average path length* yaitu semakin sedikit rata-rata jaringan aktor yang dilewati maka semakin baik sebuah jaringan dan menunjukkan bahwa setiap jaringan yang ada memiliki hubungan yang kuat. Nilai dari *average path length* yaitu sebesar 5.846. Analisis ketujuh pada properti *clustering coefficient* merupakan dapat menunjukkan aktor yang berkaitan didalam sebuah jaringan. Aktor yang berkaitan dalam penelitian ini yaitu 4.969703732058406E-4, dimana dapat dikatakan bahwa aktor yang ada telah saling terkait satu dengan yang lainnya, dan menjadikan sebuah informasi yang dibicarakan menjadi lebih cepat untuk diketahui.

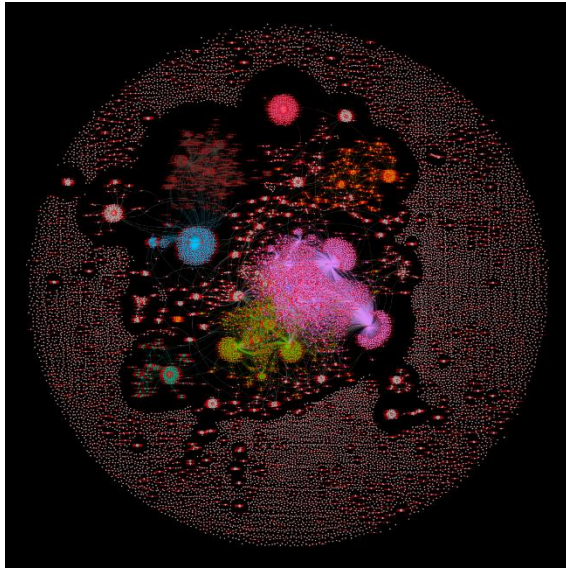
### 3.3. Analisis Pembuatan Model Jaringan

Setelah melakukan perhitungan properti jaringan langkah selanjutnya adalah pembuatan model jaringan. Pembuatan visualisasi model jaringan menggunakan *software* Gephi dengan menggunakan tipe *undirected graph* dengan tidak memperhatikan arah hubungan pada sebuah *node* yaitu *indegree* (*node* yang dituju) dan *outdegree* (*node* asal). Pada penelitian ini menggunakan algoritma *ForceAtlas2*, yang merupakan algoritma tata ruang spasial untuk sebuah jaringan *web*. *ForceAtlas2* dapat melakukan pengelompokan terhadap *node-node* pada komunitas sehingga mempermudah untuk diamati dan dianalisis. Algoritma *ForceAtlas2* di klaim sangat bagus performanya karena lebih menekankan pada *node* pertama dan terakhir serta sangat kompatibel untuk jumlah *node* hingga 10.000 *node* [21].

Langkah berikutnya yaitu melakukan perhitungan nilai *centrality* terhadap 9.939 akun yang ada didalam jaringan, dimana diambil 10 akun dengan nilai *degree centrality* tertinggi saja. Berikut hasil perhitungan *degree centrality* terlihat pada Tabel 3.



Gambar 3. Partisi pada Jaringan



Gambar 4. Graph Keseluruhan Jaringan

Tabel 3. Perhitungan Centrality

Node	Degree Centrality	Closeness Centrality	Betweenness Centrality	Eigenvector Centrality
@do_ra_dong	860	0.26360129 12369105	4027857.0 04448901	1.0
@geloraco	801	0.26272217 2087731	3567385.7 15358108	0.95845402 12369215
@matanevenoff	519	0.26398580 721466586	5549345.8 65743992	0.30056689 83284136
@CNNIndonesia	367	0.25814410 73287328	2367124.0 359402224	0.28834322 911220384
@detikcom	354	0.25425273 39003645	1993462.6 120043078	0.24851250 95708454
@MattiaAlexand	291	0.14024798 92761394	1897806.5 912798413	0.12268546 094314221
@hermana_t	262	0.25142685 49113848	804312.38 3446694	0.32077725 57968296
@zeitonline	211	0.18421414 619384302	1002127.0 495179085	0.10374163 305379232
@alexander_murfi	206	0.19945192 42225664	335128.20 823902835	0.23419804 361519497

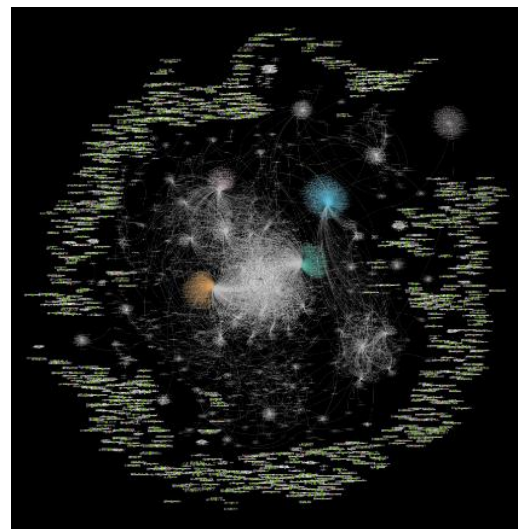
Tabel 3 diatas menunjukan nilai centrality tertinggi terhadap 10 akun twitter dari 9.939 akun twitter yang terdapat didalam jaringan tersebut. Terlihat dimana node @do\_ra\_dong memiliki nilai degree centrality tertinggi yaitu sebesar 860, menunjukan bahwa node @do\_ra\_dong memiliki jumlah hubungan tertinggi dengan node lainnya. Kemudian ada node @geloraco dengan 801, @matanevenoff dengan 519, @CNNIndonesia dengan 367 dan @detikcom dengan 354. Semakin tinggi sebuah degree centrality pada sebuah node maka node tersebut memiliki banyak

hubungan dan node tersebut dapat mempengaruhi akun lainnya. Interaksi antar node dalam jaringan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Graph Degree Centrality

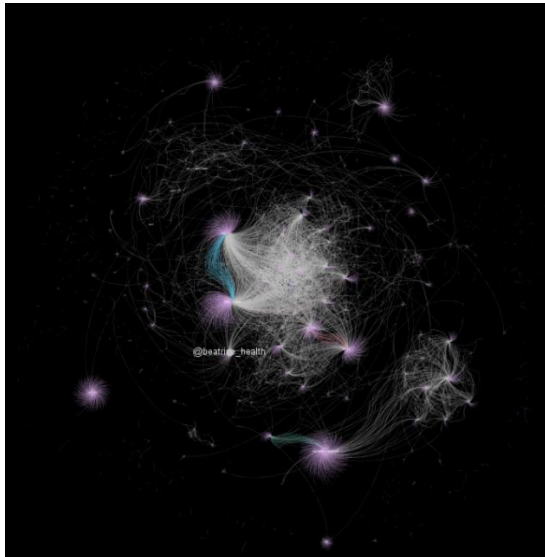
Selain degree centrality, terdapat pula closeness centrality yang menunjukkan jarak rata-rata antar node. Semakin tinggi sebuah closeness centrality pada sebuah node maka semakin dekat pula node tersebut dengan node lainnya dalam menyampaikan informasi dan akan lebih cepat menyebarnya. Node @matanevenoff memiliki nilai closeness centrality tertinggi yaitu sebesar 0.26398580721466586 dan menjadikan node @matanevenoff adalah node yang paling dekat dengan aktor lainnya. Kemudian ada node @do\_ra\_dong dengan 0.2636012912369105, @geloraco dengan 0.262722172087731, @CNNIndonesia dengan 0.2581441073287328, dan @detikcom dengan 0.2542527339003645. Interaksi antar node dalam jaringan dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Graph closeness centrality

Setelah itu, centrality selanjutnya betweenness centrality yang merupakan node penghubung atau jembatan antar node. Terlihat node @matanevenoff memiliki nilai betweenness centrality tertinggi yaitu sebesar 5549345.865743992. Kemudian ada node

@do\_ra\_dong dengan 4027857.004448901, @geloraco dengan 3567385.715358108, @CNNIndonesia dengan 2367124.0359402224, @detikcom dengan 1993462.6120043078. Jika sebuah *node* memiliki *betweenes centrality* tertinggi maka menunjukkan bahwa akun tersebut sebagai perantara antar aktor lainnya. Interaksi antar *node* dalam jaringan dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Graph *betweenes centrality*

*Centrality* terakhir adalah *eigenvector centrality*. Terlihat *node* @do\_ra\_dong memiliki nilai tertinggi yaitu sebesar 1.0. Kemudian *node* @geloraco dengan 0.9584540212369215, @hermana\_t dengan 0.3207772557968296, @matanevenoff dengan 0.3005668983284136 dan @CNNIndonesia dengan 0.28834322911220384. Jika sebuah *node* memiliki *eigenvector centrality* tertinggi maka akun tersebut memiliki hubungan dengan banyak aktor penting dalam sebuah jaringan. Interaksi antar *node* dalam jaringan dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Graph *eigenvector centrality*

Setelah dilakukannya perhitungan nilai *centrality* terhadap 10 *node* dengan nilai *degree centrality* tertinggi dan pembentukan visualisasi pola interaksi jaringan secara keseluruhan, langkah berikutnya ialah melakukan perhitungan *follower rank*. Berikut hasil perhitungan *follower rank* terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perhitungan *Follower Rank*

Node	Followers	Follower Rank
@detikcom	16,815,546	0.994741605
@zeitonline	2,336,089	0.99643856
@CNNIndonesia	1,688,025	0.981160841
@geloraco	224,108	0.999782633
@arwidodo	38,071	0.999978948
@do_ra_dong	162,688	0.049019608
@alexander_murfi	17,414	0.977201532
@matanevenoff	27,030	0.999909686
@hermana_t	11,230	0.98830874
@MattiaAlexand	15	0.994956095

Berdasarkan Tabel 4 diatas, hasil perhitungan *follower rank* menunjukkan bahwa *node* @detikcom adalah aktor dengan nilai *follower rank* tertinggi yaitu 0.994741605 dibandingkan dengan aktor lain pada proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial”. Setelah di telusuri pada laman <https://twitter.com/detikcom>, terlihat bahwa akun @detikcom merupakan akun sebuah portal *web* yang berisi berita dan artikel daring di Indonesia. Akun tersebut juga telah bergabung di Twitter sejak Agustus 2009.

### 3.4. Top *Hastags*

*Top Hastags* memperlihatkan kumpulan tagar-tagar dengan frekuensi pemakaian yang sering digunakan dalam sebuah topik didalam jaringan. Pada jaringan proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial” yang di sediakan oleh *web academic.droneemprit.id* terdiri atas 167 *Top Hastags* digunakan dalam periode waktu Desember 2019 sampai Desember 2020. *Hastags* dengan frekuensi tertinggi akan ditampilkan dengan ukuran yang lebih besar dari yang lainnya.



Gambar 9. *Top hastags*

Terlihat pada gambar 9 bahwa *Top Hastags* memperlihatkan lima tagar teratas dengan frekuensi

tinggi pada media sosial Twitter yaitu #Corona sebanyak 53,836 *tweets*, #coronavirus sebanyak 44,893 *tweets*, #China sebanyak 39,662 *tweets*, #Wuhan sebanyak 22,388 *tweets* dan #CoViD19 sebanyak 12,241 *tweets*.

### 3.5. Word Cloud

Word Cloud menampilkan kata-kata yang paling sering digunakan dari 100 data dalam proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial” yang disediakan oleh *web academic.droneemprit.id* dalam periode waktu Desember 2019 sampai Desember 2020. Kata-kata dengan frekuensi tertinggi akan ditampilkan dengan ukuran yang lebih besar dari yang lainnya.



Gambar 10. Word cloud

Terlihat pada Gambar 10 bahwa dalam Word Cloud yang terbentuk memperlihatkan lima kata-kata teratas pada media sosial Twitter yaitu china, RE, beijing, covid dan lockdown.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa aktor berpengaruh dapat ditemukan dengan menggunakan perhitungan *degree centrality*, menurut Tabel 3 *node @do\_ra\_dong* memiliki nilai *degree centrality* tertinggi yaitu sebesar 860, nilai *closeness centrality* 0.2636012912369105, nilai *betweenness centrality* 4027857.004448901 dan nilai *eigenvector centrality* 1.0. Namun pada Tabel 3 *follower rank* dari *node @do\_ra\_dong* hanya sebesar 0.049019608. Dari fakta tersebut dapat diketahui bahwa walaupun *node @do\_ra\_dong* memiliki nilai pengaruh yang tinggi namun nilai popularitas yang dimilikinya tidak cukup tinggi.

Berbeda halnya dengan *node @detikcom* pada nilai *degree centrality* hanya sebesar 354, tetapi dapat menjadi aktor yang memiliki nilai popularitas tertinggi yaitu 0.994741605. Walaupun aktor @detikcom memiliki nilai popularitas yang tinggi namun nilai pengaruh tidak cukup tinggi dalam proyek “Analisis Opini Persebaran Virus Corona di Media Sosial” dengan menggunakan periode waktu Desember 2019 sampai Desember 2020 pada media sosial Twitter. Dapat disimpulkan bahwa aktor berpengaruh belum tentu sama dengan aktor populer.

Pencarian aktor berpengaruh tersebut dapat menjadi sebuah keuntungan dalam penelitian selanjutnya yaitu dapat lebih mudah dalam mengidentifikasi akun-akun berpengaruh dengan menggunakan batasan nilai *degree centrality*, apakah terdapat akun bot atau tidak. Kemudian dari pencarian aktor berpengaruh tersebut dapat dilakukan pengelompokan akun kedalam sebuah kelompok dengan kategori akun sejenis.

Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambah cakupan data pada media sosial lainnya yang ada di Indonesia terkait Covid-19, untuk menemukan *node* atau akun berpengaruh yang lebih luas lagi terhadap topik Covid-19.

## Daftar Rujukan

- [1] World Health Organization, “WHO Director-General’s opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020 [Internet].” *World Health Organization*, 2020. <https://www.who.int/dg/speeches/detail/who-director-generals-11-march-2020>.
- [2] O. M. Bafadhhal dan A. D. Santoso, “Memetakan Pesan Hoaks Berita Covid-19 Di Indonesia Lintas Kategori, Sumber, Dan Jenis Disinformasi.” *Bricol. J. Magister Ilmu Komun.*, vol. 6, no. 02, hal. 235, 2020, doi: 10.30813/bricolage.v6i02.2148.
- [3] Tim Apjii, “APJII Rilis Hasil Survei Pengguna Internet Indonesia Terbaru.” *Apjii*, 2020.
- [4] S. Kemp, “DIGITAL 2020: GLOBAL DIGITAL OVERVIEW,” *Datareportal*, 2020. <https://datareportal.com/reports/digital-2020-global-digital-overview>.
- [5] Y. Wu dan Z. Duan, “Social network analysis of international scientific collaboration on psychiatry research,” *Int. J. Ment. Health Syst.*, vol. 9, no. 1, hal. 1–10, 2015, doi: 10.1186/1752-4458-9-2.
- [6] A. Rochiyat dan A. Wibowo, “Analisis Aktor Berpengaruh Dan Aktor Populer Dengan Metode Degree Centrality Dan Follower Rank Pada Tagar Twitter #gejayanmemanggil,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 6, no. 2, hal. 130–138, 2019, doi: 10.35957/jatisi.v6i2.187.
- [7] E. Mailoa, “Analisis Node dengan Centrality dan Follower Rank pada Twitter,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, hal. 937–942, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i5.2398.
- [8] M. K. Anam, T. L. Lestari, L. Latifah, F. M. Bambang, dan S. Fadli, “Analisis Kesiapan Masyarakat Pada Penerapan Smart City di Sosial Media Menggunakan SNA,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 1, no. 10, hal. 9–12, 2021, doi: <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2742>.
- [9] M. Hanafiah, A. Herdiani, W. Astuti, dan M. Kom, “Klasifikasi Spam Tweet Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes ( Studi Kasus : Pemilihan Presiden 2019 ),” in *e-Proceeding of Engineering*, 2019, vol. 6, no. 2, hal. 9111–9120.
- [10] M. McCord dan M. Chuah, “Spam detection on twitter using traditional classifiers,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6906 LNCS, hal. 175–186, 2011, doi: 10.1007/978-3-642-23496-5\_13.
- [11] B. Arianto, “Pemanfaatan Aplikasi Drone Emprit Academic dalam Menganalisis Opini Publik di Media Sosial,” *JSPG J. Soc. Polit. Gov.*, vol. 2, hal. 177–191, 2020, doi: <https://doi.org/10.24076/jspg.v2i2.415>.
- [12] S. Anggelia dan A. Syaifudin, “SENTIMEN WARGANET MAHASISWA TERHADAP COVID-19,” *LITERASI*, vol. 5, hal. 49–57, 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.25157/literasi.v5i1.5149>.

- [13] P. Suharso, "Pemanfaatan Drone Emprit dalam Melihat Trend Perkembangan Bacaan Digital melalui Akun Twitter," *Anuva*, vol. 3, no. 4, hal. 333–346, 2019, doi: 10.14710/anuva.3.4.333-346.
- [14] J. Li, Y. Chen, dan Y. Lin, "Research on traffic layout based on social network analysis," *ICETC 2010 - 2010 2nd Int. Conf. Educ. Technol. Comput.*, vol. 1, hal. 284–288, 2010, doi: 10.1109/ICETC.2010.5529247.
- [15] A. A. Alalwan, N. P. Rana, Y. K. Dwivedi, dan R. Algharabat, "Social media in marketing: A review and analysis of the existing literature," *Telemat. Informatics*, vol. 34, no. 7, hal. 1177–1190, 2017, doi: 10.1016/j.tele.2017.05.008.
- [16] R. a Hanneman dan M. Riddle, "Introduction to Social Network Methods," *Riverside, CA Univ. California, Riverside. On-line Textb.*, vol. 46, no. 7, hal. 5128–30, 2005, doi: 10.1016/j.socnet.2006.08.002.
- [17] B. Oselio, S. Liu, dan A. Hero, "Multilayer Social Networks," in *Cooperative and Graph Signal Processing*, New York: Elsevier, 2018, hal. 679–697.
- [18] M. O. Jackson, "Social and Economic Networks," *Soc. Econ. Networks*, no. March, hal. 1–504, 2010, doi: 10.1093/acprof:oso/9780199591756.003.0019.
- [19] F. Riquelme dan P. González-Cantergiani, "Measuring user influence on Twitter: A survey," *Inf. Process. Manag.*, vol. 52, no. 5, hal. 949–975, 2016, doi: 10.1016/j.ipm.2016.04.003.
- [20] F. Ma, X. Wang, dan P. Wang, "Counterexample: Scale-free networked graphs with invariable diameter and density feature," *arXiv*, vol. 022315, hal. 1–8, 2019, doi: 10.1103/PhysRevE.101.022315.
- [21] M. Jacomy, T. Venturini, S. Heymann, dan M. Bastian, "ForceAtlas2, a continuous graph layout algorithm for handy network visualization designed for the Gephi software," *PLoS One*, vol. 9, no. 6, hal. 1–12, 2014, doi: 10.1371/journal.pone.0098679.