

Analisis Interaksi Pengguna Twitter Mengenai Bisnis *Educational Technology* Menggunakan Pendekatan *Social Network Analysis* (Studi Kasus: Ruangguru dan Zenius)

Adrian Maulana Muhammad, Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT, dan Dr. Darmaji, S.Si, MT
Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Analitik Data,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia
e-mail: adriantoto7@gmail.com

Abstrak— Jumlah pengguna media sosial di Indonesia meningkat 10 juta pengguna atau sebesar 6,3 persen di antara tahun 2020 dan 2021. Meningkatnya jumlah pengguna media sosial di Indonesia dapat membuka peluang baru bagi bisnis *educational technology* (*edtech*) untuk meningkatkan efektivitas kegiatan pemasarannya di media sosial. Penelitian ini mengusulkan implementasi *Social Network Analysis* (SNA) dalam menganalisis interaksi pengguna media sosial mengenai bisnis *edtech*. SNA merupakan suatu pendekatan analitis yang memanfaatkan teori graf untuk mengidentifikasi struktur suatu jaringan sosial. Metrik SNA yang digunakan pada penelitian ini adalah metrik *network properties* untuk mendeskripsikan karakteristik dari jaringan dan metrik *centrality* untuk mengidentifikasi *key actor* di dalam jaringan. Jaringan yang terbentuk berdasarkan percakapan pengguna Twitter mengenai dua perusahaan *edtech* di Indonesia, yaitu Ruangguru dan Zenius.

Kata Kunci—Ruangguru, Social Network Analysis, Twitter, Zenius.

I. PENDAHULUAN

Penggunaan internet yang meningkat di Indonesia berpengaruh terhadap munculnya inovasi pada penggunaan informasi, komunikasi, dan teknologi pada sektor pendidikan dalam bentuk platform *educational technology* (*edtech*). Sektor bisnis *edtech* di Indonesia masih dalam fase pertumbuhan, dengan hampir seluruh perusahaan masih terus melakukan eksperimen pada produk ataupun pasar mereka. Berdasarkan data dari *World Bank*, peningkatan pada pendirian perusahaan *edtech* juga bertepatan dengan peningkatan penetrasi internet di Indonesia [1].

Dua perusahaan *edtech*, yaitu Ruangguru dan Zenius, termasuk dalam daftar perusahaan *edtech* di Indonesia yang menonjol dalam hal pertumbuhan pengguna dan perhatian investor selama beberapa tahun terakhir [1]. Ruangguru dan Zenius juga merupakan akun platform *edtech* di Indonesia yang mempunyai *followers* terbanyak pada situs jejaring sosial online Twitter. Namun, dengan memiliki jumlah *followers* Twitter yang besar, tidak berarti banyak jika tingkat interaksi rendah dan perusahaan tidak melibatkan *followers* tersebut dalam kegiatan pemasaran. Oleh karena itu, diperlukan suatu analisis yang dapat membantu perusahaan dalam memahami pola interaksi konsumen mereka di Twitter, sehingga perusahaan dapat mengidentifikasi penyebab aktivitas pemasaran produk mereka tidak seberhasil dengan perusahaan pesaing, ataupun sebaliknya.

Salah satu metode dalam *social media analytics* yang umum digunakan untuk menganalisis pola interaksi antara individu adalah *Social Network Analysis* (SNA). SNA merupakan pendekatan analitis yang memanfaatkan teori graf untuk mengidentifikasi struktur suatu jaringan sosial. Suatu jaringan sosial dapat terdiri dari pengguna Twitter, dilambangkan dengan simpul (*node*), dan interaksi antara pengguna Twitter tersebut, dilambangkan dengan sisi (*edge*).

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang membahas implementasi SNA pada perumusan strategi pemasaran di media sosial. Pertama, penelitian yang dilakukan oleh Ioannis Antoniadis dan Anna Charmantzi tentang penerapan SNA dalam membangun strategi komunikasi dan *branding* dengan membangun *social capital* di situs jejaring sosial [2]. Kedua, penelitian yang ditulis oleh Arnaldo Litterio dkk. mengenai penerapan SNA dalam pemasaran untuk mengidentifikasi *opinion leaders* [3]. Ketiga, penelitian yang ditulis oleh Itai Himelboim dan Guy Golan mengenai pendekatan *social networks* dalam menganalisis peran *influencer* pada *viral advertising* [4].

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, penulis melakukan suatu penelitian tentang analisis interaksi pengguna Twitter mengenai dua perusahaan *edtech*, Ruangguru dan Zenius, dengan menggunakan pendekatan SNA. Metrik yang digunakan pada pendekatan SNA adalah metrik *network properties* dan *centrality*.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah *tweets* yang diperoleh dari Twitter dengan kata kunci: “ruangguru” dan “zenius” sejak 1 Juli 2021 sampai dengan 30 September 2021. Data yang terkumpul adalah sejumlah 39.219 *tweets* dengan 5.488 simpul dan 4.982 sisi untuk Ruangguru dan 2.605 simpul dan 2.123 sisi untuk Zenius.

B. Data Collection

Pengumpulan data dilakukan dengan cara *scraping* dari media sosial Twitter. Tahapan ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan *library* Twint. Data yang akan dilakukan *scraping* merupakan data yang dapat diakses bebas oleh publik.

C. Data Pre-processing

Seluruh *tweet* yang sudah terkumpul, kemudian dilakukan tahap *data cleaning* untuk menghilangkan *tweet* yang tidak relevan agar lebih mudah untuk dilakukan proses analisis. Selanjutnya, dilakukan tahap *data transformation* ke dalam bentuk *edge list* dengan bantuan *package* Pandas dan Networkx dari bahasa pemrograman Python.

D. Social Network Analysis

Social Network Analysis (SNA) merupakan pendekatan analitis yang dapat mengidentifikasi struktur jaringan sosial dengan memanfaatkan teori graf. Jaringan sosial yang terbentuk dapat terdiri dari pengguna, dilambangkan dengan simpul, dan interaksi antara pengguna, dilambangkan dengan sisi. SNA diperlukan karena membawa kesempatan baru untuk memahami individu atau kelompok terkait pola interaksi mereka. SNA menggunakan pendekatan dari teori graf untuk mendeskripsikan karakteristik jaringan yang nantinya dapat digunakan sebagai metrik. Pada penelitian ini, penulis membagi metrik menjadi dua jenis, yaitu *network properties* dan *centrality* [5].

1. Network Properties

Setiap model jaringan yang sudah diproses dengan aplikasi Gephi, memiliki beberapa *properties* yang akan dihitung nilainya, sebagai berikut:

1) Order dan Size

Pada suatu jaringan *order* adalah banyaknya simpul dan *size* adalah banyaknya sisi pada jaringan tersebut. Banyaknya *order* dan *size* dalam suatu jaringan sosial menunjukkan banyaknya pengguna yang berinteraksi di jaringan tersebut. Dalam pembahasan berikutnya, banyaknya simpul akan direpresentasikan sebagai variabel n dan banyaknya sisi direpresentasikan sebagai variabel m [5].

2) Density

Density merupakan perhitungan banyaknya sisi yang ada dibandingkan dengan banyaknya sisi maksimum yang mungkin ada di dalam suatu jaringan. *Density* menggambarkan kerapatan pada jaringan, semakin tinggi nilai *density*, maka semakin baik karena menggambarkan bahwa pengguna-pengguna yang ada di dalam jaringan lebih saling terhubung antara satu sama lain. Formula untuk menghitung *density* adalah sebagai berikut [5]:

$$\text{Network Density} = \frac{\text{Total Edges}}{\text{Total Possible Edges}} = \frac{m}{n(n-1)/2} \quad (2.1)$$

Keterangan:

- m : jumlah sisi pada jaringan
 n : jumlah simpul pada jaringan

3) Modularity

Modularity merupakan metrik yang digunakan untuk mengetahui kualitas pembagian jaringan ke dalam kelompok/klaster. Untuk memaksimalkan nilai *modularity* secara efisien, maka dapat dilakukan dengan algoritma Louvain. Algoritma Louvain adalah suatu algoritma *community detection* yang secara rekursif menggabungkan kelompok menjadi satu simpul dan mengeksekusi *modularity*

clustering pada jaringan tersebut yang telah diringkas. Algoritma Louvain terdiri dari dua tahapan yaitu *Modularity Optimization* dan *Community Aggregation*. Perubahan nilai modularitas (ΔM) dapat dihitung dengan formula sebagai berikut [5]:

$$\Delta M = \left[\frac{\sum_{in} + 2k_{i,in}}{2m} - \left(\frac{\sum_{tot} + k_i}{2m} \right)^2 \right] - \left[\frac{\sum_{in}}{2m} - \left(\frac{\sum_{tot}}{2m} \right)^2 - \left(\frac{k_i}{2m} \right)^2 \right] \quad (2.2)$$

Keterangan:

- \sum_{in} : jumlah sisi di dalam kelompok C
 \sum_{tot} : jumlah sisi yang menempel dengan simpul yang ada di kelompok C
 k_i : jumlah sisi yang menempel pada simpul i
 $k_{i,in}$: jumlah sisi pada simpul i yang menempel dengan simpul yang ada di kelompok C
 m : jumlah sisi pada jaringan

Setelah tahapan kedua selesai, tahapan pertama sampai kedua akan diulangi lagi, dengan menyebut iterasinya sebagai *pass*. Jumlah kelompok akan berkurang pada setiap *pass*. *Pass* diulang sampai tidak ada lagi perubahan dan modularitas maksimum tercapai [5].

4) Diameter

Diameter adalah jarak lintasan terpendek (*shortest-path*) terpanjang atau terjauh antara sepasang simpul di dalam jaringan. Semakin kecil nilai diameter maka semakin baik, karena proses penyebaran informasi antara suatu pengguna dengan pengguna lainnya, dengan jarak yang terjauh, hanya perlu melewati sedikit pengguna. Untuk jaringan yang berukuran besar, lintasan terpendek dapat ditentukan menggunakan algoritma *Breadth-First Search* (BFS). *Diameter* dari suatu jaringan biasa dinotasikan sebagai d_{max} . Identifikasi lintasan terpendek antara simpul i dan simpul j dengan algoritma BFS mengikuti langkah-langkah berikut [5]:

- Mulai dari simpul i yang kita beri label "0".
- Temukan simpul yang terhubung langsung ke i . Beri label "1" dan tempatkan di dalam antrian.
- Ambil simpul pertama yang berlabel n keluar dari antrian ($n = 1$ sebagai langkah pertama). Temukan simpul yang belum berlabel dan berdekatan dengan simpul yang dipilih, lalu beri label " $n+1$ " dan masukkan dalam antrian.
- Ulangi langkah 3 sampai anda menemukan simpul j yang merupakan simpul target atau tidak ada lagi simpul di dalam antrian.
- Jarak antar i dan j adalah label untuk j . Jika j tidak mempunyai label, maka $d_{ij} = \infty$.

5) Average Path Length

Average path length merupakan perhitungan rata-rata jarak lintasan terpendek di antara setiap pasang simpul yang ada di dalam suatu jaringan. Semakin kecil nilai *average path length*, maka semakin baik, karena rata-rata jarak yang harus ditempuh untuk melakukan penyebaran informasi lebih pendek. Formula untuk menghitung *average path length* adalah sebagai berikut [5].

$$\langle d \rangle = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \neq j}^{i,j=1,n} d_{i,j} \quad (2.3)$$

Keterangan:

n : jumlah simpul pada jaringan
 $d_{i,j}$: jarak lintasan terpendek antara simpul i dan j

6) Average Degree

Average degree merupakan perhitungan rata-rata derajat atau rata-rata banyaknya sisi yang menghubungkan suatu simpul ke simpul lain pada suatu jaringan. Semakin besar nilai *average degree* yang dimiliki oleh jaringan maka semakin baik, karena apabila suatu pengguna menyebarkan informasi ke lebih banyak pengguna lainnya, maka akan mempercepat penyebaran informasi di dalam jaringan. Formula untuk menghitung *average degree* adalah sebagai berikut [5]:

$$\langle k \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i \quad (2.4)$$

Keterangan:

n : jumlah simpul di jaringan
 k_i : derajat pada simpul ke- i

7) Connected Components

Connected components adalah bagian-bagian yang terpisah atau tidak terkoneksi dengan keseluruhan jaringan. Semakin kecil nilai *connected components* maka semakin baik, karena artinya pengguna tidak terlalu banyak terpisah dalam grup-grup kecil yang tidak saling terkoneksi.

2. Centrality

Setelah metrik *network properties*, metrik selanjutnya adalah *centrality*. Pengukuran pada *centrality* bertujuan untuk mengidentifikasi pengguna yang paling berpengaruh (*key actor*) di antara semua pengguna yang ada di dalam suatu jaringan. Terdapat empat pengukuran *centrality* pada penelitian ini, yaitu:

1) Degree Centrality

Metrik *degree centrality* menggambarkan ukuran *social connections* yang dimiliki pengguna di dalam jaringan. Suatu simpul dengan nilai *degree centrality* yang tinggi bisa jadi mempunyai posisi yang sentral di dalam jaringan, namun juga, bisa saja berada jauh di tepi jaringan. Berikut adalah formula untuk *degree centrality* untuk simpul i [6]:

$$C_D(i) = \sum_{i \neq j}^n a_{ij} \quad (2.5)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{apabila terdapat sisi di antara simpul } i \text{ dan } j \\ 0, & \text{yang lainnya} \end{cases} \quad (2.6)$$

Keterangan:

n : jumlah simpul pada jaringan

2) Betweenness Centrality

Betweenness centrality adalah suatu metrik *centrality* yang tidak mementingkan seberapa banyak *social connections* yang dimiliki pengguna, tetapi lebih di mana posisi pengguna tersebut ditempatkan di dalam jaringan. Untuk menghitung nilai *betweenness centrality* pada suatu simpul i , kita dapat menghitung proporsi lintasan terpendek antara simpul j dan h yang melewati simpul i [6].

$$C_B(i) = \frac{1}{(n-1)(n-2)} \cdot \sum_{h \neq i, h \neq j, j \neq i}^n \frac{\rho_{hj}(i)}{\rho_{hj}} \quad (2.7)$$

Keterangan:

$\rho_{hj}(i)$: jumlah lintasan terpendek antara simpul h dan simpul j yang melalui simpul i
 ρ_{hj} : jumlah lintasan terpendek antara simpul h dan j
 n : jumlah simpul di jaringan

3) Closeness Centrality

Closeness centrality adalah suatu perhitungan untuk mencari simpul yang paling dekat dengan semua simpul lainnya di dalam suatu jaringan. *Closeness centrality* untuk suatu simpul merupakan *inverse* dari rata-rata jarak lintasan terpendek dari simpul tersebut ke setiap simpul lainnya di dalam jaringan. Formula untuk menghitung *closeness centrality* pada node i adalah sebagai berikut [6]:

$$C_c(i) = \frac{n-1}{\sum_{j \neq i} l_{ij}} \quad (2.8)$$

Keterangan:

l_{ij} : jarak lintasan terpendek antara simpul i dan j
 n : jumlah simpul di jaringan

4) Eigenvector Centrality

Eigenvector centrality adalah ukuran yang memperhitungkan kuantitas dan kualitas koneksi suatu pengguna di dalam jaringan, hal tersebut mempertimbangkan derajat dari simpul itu sendiri dan juga derajat dari simpul yang terhubung dengannya. Secara intuitif, ukuran ini mempertimbangkan tidak hanya berapa banyak pengguna yang dikenal, tetapi juga siapa yang dikenal [6].

Untuk menghitung metrik ini, dibutuhkan *eigenvalues* dan *eigenvectors* dari matriks ketetanggaan (*adjacency matrix*). Untuk mencari *eigenvalues* maka kita dapat menggunakan persamaan karakteristik polinomial sebagai berikut [6]:

$$|A - \lambda I| = 0 \quad (2.9)$$

Keterangan:

A : matriks ketetanggaan berukuran $n \times n$
 λ : *eigenvalues*
 I : matriks identitas

Selanjutnya yaitu mencari *eigenvector* dengan menggunakan *eigenvalue* terbesar, sebagai berikut [6]:

$$A\vec{v} = \lambda\vec{v} \quad (2.10)$$

$$(A - \lambda I)\vec{v} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Keterangan:

A : matriks ketetanggaan berukuran $n \times n$
 λ : *eigenvalue* terbesar
 \vec{v} : *eigenvector*
 I : matriks identitas

Notasi \vec{v} merupakan *eigenvector* matriks $n \times 1$ yang dapat direpresentasikan sebagai persamaan berikut [6]:

$$\vec{v} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Eigenvector centrality dari *node i* dapat didefinisikan sebagai *input* ke-*i* dalam *eigenvector* \vec{v} dengan menggunakan *eigenvalue* terbesar dari matriks ketetanggaan *A*. Untuk menormalisasi nilai *eigenvector centrality* dari suatu *node* dapat dihitung dengan cara membagi seluruh nilai *eigenvector* \vec{v} dengan nilainya yang tertinggi.

E. Visualiasi Model Jaringan

Data *edge list* kemudian diproses menggunakan aplikasi Gephi untuk dibuat visualisasi model jaringannya berdasarkan metrik-metrik yang sudah dihitung pada tahapan sebelumnya.

III. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Data Collection

Pengambilan data dilakukan dengan metode *scraping*. *Scraping* merupakan teknik pengambilan atau ekstraksi data dari suatu *website*, lalu data tersebut disimpan dalam format *file Comma-Separated Values* (CSV). Pada penelitian ini, proses *web scraping* dilakukan dengan menggunakan *library* Twint dari bahasa pemrograman Python.

Pengambilan data *tweet* dari Twitter dengan kata kunci pencarian “ruangguru” dan “zenius” pada rentang waktu 1 Juli 2021 sampai dengan 30 September 2021. Tahapan ini menghasilkan suatu *output* berupa *file* CSV yang berisi data *tweet* hasil *scraping*. Ukuran data mentah yang digunakan pada penelitian ini adalah 39.219 baris dan 36 kolom.

B. Data Pre-processing

Data pre-processing merupakan teknik awal dalam *data mining* yang bertujuan untuk mengubah data mentah yang telah dikumpulkan menjadi data yang lebih bersih dan bisa digunakan untuk tahap pengolahan atau analisis selanjutnya. Tahapan pada *data pre-processing* dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1) Import Dataset

Data *tweet* yang sebelumnya disimpan dalam bentuk *file* dengan format CSV akan dimasukkan ke dalam *workspace* pada *code editor* dengan menggunakan *library* Pandas dan bahasa pemrograman Python.

2) Menghapus *Tweet* yang Duplikat

Data *tweet* yang telah dikumpulkan pada tahapan *scraping* memungkinkan masih terdapat data yang identik atau duplikat. Oleh karena itu, data duplikat tersebut harus dihapus salah satunya hingga setiap data yang akan dianalisis merupakan data yang unik.

3) Menghapus *Tweet* yang Tidak Mempunyai Interaksi

Berdasarkan batasan masalah yang telah ditetapkan di awal, salah satu batasan pada objek di penelitian ini adalah *tweet* yang mengandung interaksi percakapan atau *reply*. Sehingga, *tweet* yang tidak mempunyai interaksi percakapan ke pengguna lain akan dihapus dari *dataframe*. Tahapan ini

dilakukan karena *tweet* yang tidak mempunyai interaksi dapat dianggap sebagai simpul yang *self-loop*. Sehingga, penghapusan *tweet* dengan kriteria ini akan memudahkan tahapan analisis selanjutnya.

4) Mengambil *Tweet* Percakapan Antara Konsumen

Berdasarkan latar belakang yang telah ditetapkan di awal, salah satu hal yang melatarbelakangi penelitian ini adalah menganalisis pola interaksi konsumen di Twitter. Sehingga, penulis akan mengapus *tweet* yang berkaitan langsung dengan akun resmi perusahaan Ruangguru dan Zenius. Penulis hanya akan mengambil *tweet* yang merupakan percakapan antara pengguna. Tahapan ini dilakukan karena *tweet* yang akan dianalisis adalah interaksi percakapan hanya antara konsumen.

5) Pengelompokan *Tweet* Mengenai Perusahaan Edtech

Berdasarkan batasan masalah yang telah ditetapkan di awal, salah satu batasan pada objek di penelitian ini adalah *tweet* yang mengandung percakapan mengenai Ruangguru atau Zenius. Sehingga, sebelum menganalisis masing-masing jaringan sosial yang terbentuk, *dataframe* dikelompokkan terlebih dahulu berdasarkan konteks percakapan mengenai Ruangguru atau Zenius. Tahapan ini menghasilkan *output* berupa dua *dataframes*, yaitu untuk Ruangguru dan Zenius. Tahapan ini dilakukan karena analisis jaringan sosial akan dilakukan pada masing-masing jaringan sosial yang terbentuk pada Ruangguru dan Zenius.

6) Transformasi Data ke Bentuk *Edge List*

Langkah terakhir pada tahapan ini adalah melakukan transformasi pada kedua *dataframes* ke bentuk *edge lists*. *Edge list* merupakan representasi sederhana dari suatu graf. Untuk membentuk suatu *edge list* diperlukan setidaknya dua simpul yang merepresentasikan nama akun yang membalas suatu *tweet* dan nama akun yang dibalas. Ukuran dari kedua data *edge list* yang dihasilkan pada tahapan ini adalah 5.231 baris dan 3 kolom untuk Ruangguru dan 2.156 baris dan 3 kolom untuk Zenius.

C. Social Network Analysis (SNA)

Tahapan selanjutnya adalah mengolah data *edge list* untuk Ruangguru dan Zenius menggunakan pendekatan *Social Network Analysis* (SNA). Pada tahapan ini, penulis menggunakan *library* Networkx dari bahasa pemrograman Python untuk melakukan transformasi *edge list* ke bentuk graf tanpa arah. Graf tanpa arah dipilih karena pada penelitian ini penulis hanya berfokus untuk menganalisis persebaran informasi berdasarkan adanya interaksi antara suatu simpul dengan simpul lainnya. Sehingga, arah interaksi atau urutan simpul pada *edge list* tidak termasuk dalam fokus penelitian ini.

1) Perhitungan Metrik *Network Properties*

• Size dan Order

Nilai *order* dan *size* pada graf Ruangguru masing-masing adalah 4.982 dan 5.488, sedangkan untuk graf Zenius adalah 2.123 dan 2.605. Pada metrik ini, Ruangguru unggul dibandingkan Zenius. Hal ini menunjukkan bahwa secara relatif lebih banyak pengguna

Twitter yang melakukan percakapan mengenai Ruangguru dibandingkan Zenius.

- *Density*

Nilai *density* untuk jaringan Ruangguru adalah 0,00033089 sedangkan nilai *density* untuk jaringan Zenius adalah 0,00062594. Pada metrik ini, Zenius unggul dibandingkan Ruangguru. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna Twitter pada jaringan percakapan mengenai Zenius secara relatif lebih saling terhubung satu sama lain dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru.

- *Modularity*

Nilai *modularity* untuk jaringan Ruangguru adalah 0,873 dan nilai *modularity* untuk jaringan Zenius adalah 0,888. Pada metrik ini, Zenius sedikit lebih unggul dibandingkan Ruangguru. Hal ini menunjukkan bahwa kelompok atau klaster yang terbentuk dalam jaringan percakapan mengenai Zenius memiliki struktur yang secara relatif lebih baik dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru.

- *Diameter*

Nilai *diameter* untuk jaringan Ruangguru adalah 19 dan nilai *diameter* untuk jaringan Zenius adalah 13. Pada metrik ini, Zenius unggul dibandingkan Ruangguru, karena semakin kecil nilai *diameter* maka semakin baik. Hal ini menunjukkan bahwa proses penyebaran informasi pada jaringan percakapan mengenai Zenius memakan waktu secara relatif lebih sedikit dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru karena hanya melibatkan lebih sedikit simpul.

- *Average Path Length*

Nilai *average path length* untuk jaringan Ruangguru adalah 1,7017 dan nilai *average path length* untuk jaringan Zenius adalah 0,94929. Pada metrik ini, Zenius unggul dibandingkan Ruangguru, karena semakin kecil nilai *average path length* maka semakin baik. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata jarak yang harus ditempuh untuk melakukan penyebaran informasi pada jaringan percakapan mengenai Zenius secara relatif lebih pendek dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru.

- *Average Degree*

Nilai *average degree* untuk jaringan Ruangguru adalah 1,8156 dan nilai *average degree* untuk jaringan Zenius adalah 1,6299. Pada metrik ini, Ruangguru unggul dibandingkan dengan Zenius. Hal ini menunjukkan bahwa kecepatan penyebaran informasi pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru secara relatif lebih cepat daripada jaringan percakapan mengenai Zenius karena satu simpul dapat menyebarkan informasi menuju lebih banyak simpul lainnya.

- *Connected Components*

Nilai *connected components* dari jaringan Ruangguru adalah 1.022 dan nilai *connected components* dari jaringan Zenius adalah 587. Pada metrik ini, Zenius unggul dibandingkan Ruangguru karena semakin kecil nilai

connected components maka semakin baik. Hal ini menunjukkan bahwa pada jaringan percakapan mengenai Zenius, simpul secara relatif tidak terlalu banyak terpisah ke dalam kelompok-kelompok kecil yang tidak saling terkoneksi dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Ruangguru. Tabel 1 adalah seluruh nilai metrik *network properties* pada jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius.

Tabel 1 *Network Properties* pada Jaringan Ruangguru dan Zenius

No.	Network Properties	Ruangguru	Zenius
1.	Size	4.982	2.123
2.	Order	5.488	2.605
3.	Density	0,00033089	0,00062594
4.	Modularity	0,87334	0,88822
5.	Diameter	19	13
6.	Average Path Length	1,7017	0,94929
7.	Average Degree	1,8156	1,6299
8.	Connected Components	1.022	587

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 1 menunjukkan perbandingan seluruh hasil perhitungan metrik *network properties* pada jaringan Ruangguru dan Zenius. Terlihat bahwa karakteristik jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru unggul dalam tiga kategori pada metrik *network properties* yaitu *size*, *order*, dan *average degree*. Sedangkan, karakteristik jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius unggul dalam lima kategori pada metrik *network properties* yaitu *density*, *modularity*, *diameter*, *average path length*, dan *connected components*.

2) Perhitungan Metrik Centrality

- *Degree Centrality*

Tabel 2 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *degree centrality* untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, ambisfs, sbmptnfess, dan guidance204.

Tabel 2 *Degree Centrality* Tertinggi pada Jaringan Ruangguru

No.	Pengguna	Degree Centrality
1.	schfess	0,092218
2.	subschfess	0,063787
3.	ambisfs	0,060324
4.	sbmptnfess	0,045380
5.	guidance204	0,019136

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 3 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *degree centrality* untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, sbmptnfess, subschfess, sabdaps, dan zenius_oliv. Kelima akun tertinggi pada metrik *degree centrality* tersebut merupakan akun yang mempunyai *social connection* tertinggi pada masing-masing jaringan.

Tabel 3 Degree Centrality Tertinggi pada Jaringan Zenius

No.	Pengguna	Degree Centrality
1.	schfess	0,14132
2.	sbmptnfess	0,079109
3.	subschfess	0,071044
4.	sabdaps	0,018817
5.	zenius_oliv	0,018433

(Sumber: Dokumen Penulis)

- *Betweenness Centrality*

Tabel 4 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *betweenness centrality* untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, forskyblue, hiromi_daiji, dan sbmptnfess.

Tabel 4 Betweenness Centrality Teratas pada Jaringan Ruangguru

No.	Pengguna	Betweenness Centrality
1.	schfess	1997242,99
2.	subschfess	1349604,86
3.	forskyblue_	1146853,16
4.	hiromi_daiji	1039282,75
5.	sbmptnfess	884745,10

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 5 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *betweenness centrality* untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, sbmptnfess, subschfess, zenius_oliv, dan hopefullyperf. Kelima akun tersebut merupakan elemen sentral dalam lalu lintas informasi di masing-masing jaringan.

Tabel 5 Betweenness Centrality Tertinggi pada Jaringan Zenius

No.	Pengguna	Betweenness Centrality
1.	schfess	483501,50
2.	sbmptnfess	260140,35
3.	subschfess	248605,17
4.	zenius_oliv	134208,99
5.	hopefullyperf	101940,44

(Sumber: Dokumen Penulis)

- *Closeness Centrality*

Tabel 6 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *closeness centrality* untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, hiromi_daiji, subschfess, syafiranurainun, dan sbmptnfess.

Tabel 6 Closeness Centrality Tertinggi pada Jaringan Ruangguru

No.	Pengguna	Closeness Centrality
1.	schfess	0,18217
2.	hiromi_daiji	0,17051
3.	subschfess	0,17028
4.	syafiranurainun	0,16526
5.	sbmptnfess	0,16497

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 7 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *closeness centrality* untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, zenius_oliv,

hopefullyperf, byunpov, dan amsterdamlaf. Kelima akun tersebut merupakan pengguna yang paling dekat dengan semua pengguna lainnya di masing-masing jaringan.

Tabel 7 Closeness Centrality Tertinggi pada Jaringan Zenius

No.	Pengguna	Closeness Centrality
1.	schfess	0,20610
2.	zenius_oliv	0,19737
3.	hopefullyperf	0,19039
4.	byunpov	0,18547
5.	amsterdamlaf	0,18475

(Sumber: Dokumen Penulis)

- *Eigenvector Centrality*

Tabel 8 menunjukkan lima jaringan teratas pada metrik *eigenvector centrality* untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, ambisfs, sbmptnfess, dan guidance204.

Tabel 8 Eigenvector Centrality Teratas pada Jaringan Ruangguru

No.	Pengguna	Eigenvector Centrality
1.	schfess	0,61184
2.	subschfess	0,28570
3.	ambisfs	0,13755
4.	sbmptnfess	0,12086
5.	guidance204	0,072467

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 9 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik *eigenvector centrality* untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, sbmptnfess, zenius_oliv, dan hopefullyperf. Kelima akun tersebut merupakan pengguna yang mempunyai kuantitas dan kualitas koneksi terbaik di masing-masing jaringan.

Tabel 9 Eigenvector Centrality Tertinggi pada Jaringan Zenius

No.	Pengguna	Eigenvector Centrality
1.	schfess	0,69410
2.	subschfess	0,10889
3.	sbmptnfess	0,66089
4.	zenius_oliv	0,054261
5.	hopefullyperf	0,051446

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 10 menunjukkan seluruh nilai metrik *centrality* pada jaringan Ruangguru. Dari keempat metrik tersebut, terlihat bahwa pengguna dengan nama akun schfess, subschfess, dan sbmptnfess merupakan pengguna yang selalu menempati lima besar teratas.

Tabel 10 Seluruh Metrik Centrality pada Jaringan Ruangguru

Pengguna	DC	BC	CC	EC
	Score/Rank	Score/Rank	Score/Rank	Score/Rank
schfess	0,0922 / 1	0,132 / 1	0,182 / 1	0,612 / 1
subschfess	0,638 / 2	0,0897 / 2	0,170 / 3	0,286 / 2
ambisfs	0,603 / 3	0,0560 / 6	0,146 / 51	0,137 / 3
sbmptnfess	0,0454 / 4	0,0588 / 5	0,165 / 5	0,121 / 4
guidance204	0,0191 / 5	0,0262 / 9	0,164 / 6	0,0725 / 5

(Sumber: Dokumen Penulis)

Tabel 11 menunjukkan seluruh nilai metrik *centrality* pada jaringan Zenius. Dari keempat metrik tersebut, terlihat bahwa pengguna dengan nama akun *schfess* dan *zenius_oliv* merupakan pengguna yang selalu menempati lima besar teratas. Hal ini menunjukkan bahwa akun-akun tersebut merupakan *key actor* dalam penyebaran informasi pada masing-masing jaringan.

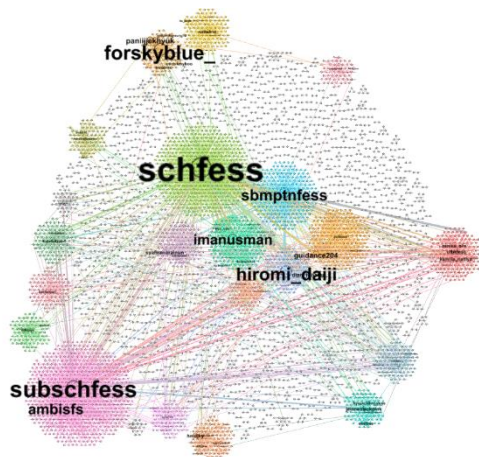
Tabel 11 Seluruh Metrik *Centrality* pada Jaringan Zenius

Pengguna	DC	BC	CC	EC
	Score/Rank	Score/Rank	Score/Rank	Score/Rank
schfess	0,141 / 1	0,143 / 1	0,206 / 1	0,694 / 1
sbmptnfess	0,0791 / 2	0,0767 / 2	0,177 / 8	0,0661 / 3
subschfess	0,0710 / 3	0,0733 / 3	0,173 / 9	0,109 / 2
sabdaps	0,0188 / 4	0,0179 / 7	0,132 / 496	0,0024 / 829
zenius_oliv	0,0184 / 5	0,0396 / 4	0,197 / 2	0,0543 / 4

(Sumber: Dokumen Penulis)

D. Visualisasi Model Jaringan

Pada tahapan ini, penulis akan menampilkan representasi visual dari model jaringan yang telah diolah pada tahapan sebelumnya, dengan tujuan agar pembaca lebih mudah untuk mengidentifikasi hasil analisis jaringan. Terdapat dua atribut pada jaringan yang akan membantu dalam pengolahan visualisasi, yaitu atribut pada metrik *modularity* dan *betweenness centrality*. Metrik *modularity* dibutuhkan pada tahap visualisasi karena dapat menunjukkan kelompok atau kluster yang terbentuk pada jaringan dan metrik *betweenness centrality* dibutuhkan pada tahap visualisasi karena dapat menunjukkan *key actor* yang berperan sentral dalam penyebaran informasi di masing-masing kelompok dan di dalam jaringan.



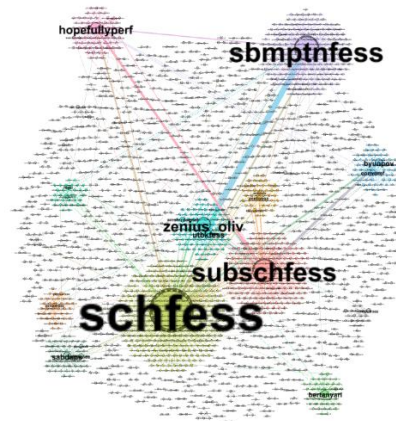
Gambar 1 Visualisasi Graf Ruangguru
(Sumber: Dokumen Penulis)

Gambar 1 adalah visualisasi jaringan Ruangguru. Terdapat 20 kelompok besar di dalam jaringan (kelompok yang diberikan warna). Kelompok yang besar adalah kelompok yang mempunyai persentase anggota di atas atau sama dengan 1,00 persen. Daftar lima kelompok terbesar pada jaringan Ruangguru beserta atributnya ditunjukkan pada Tabel 12.

Tabel 12 Lima Kelompok Terbesar pada Jaringan Ruangguru

No.	No. Kelompok	Jumlah Anggota	Persentase	Key Actor
1.	10	581	10,59 %	subschfess
2.	6	452	8,24 %	schfess
3.	4	230	4,19 %	sbmptnfess
4.	8	204	3,72 %	guidance204
5.	0	165	3,01 %	imanusman

(Sumber: Dokumen Penulis)



Gambar 2 Visualisasi Graf Zenius
(Sumber: Dokumen Penulis)

Gambar 2 adalah visualisasi model jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius. Terdapat 11 kelompok atau kluster besar di dalam jaringan. Daftar lima kelompok terbesar pada jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius beserta atributnya ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Lima Kelompok Terbesar pada Jaringan Zenius

No.	No. Kelompok	Jumlah Anggota	Persentase	Key Actor
1.	5	339	13,01 %	schfess
2.	20	211	8,1 %	sbmptnfess
3.	3	201	7,72 %	subschfess
4.	0	96	3,69 %	zenius_oliv
5.	95	74	2,84 %	hopefullyperf

(Sumber: Dokumen Penulis)

Berdasarkan data perhitungan seluruh metrik *centrality* pada tahapan sebelumnya dan visualisasi model jaringan dan kelompok di tahapan ini, terlihat bahwa akun yang merupakan *key actor* pada jaringan juga merupakan *key actor* pada kelompok yang besar di masing-masing jaringan. Hal ini menunjukkan bahwa selain berpengaruh dalam penyebaran informasi kepada simpul di dalam kelompok masing-masing, *key actor* tersebut juga berpengaruh dalam penyebaran informasi pada seluruh simpul di dalam jaringan.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan hasil penelitian pada bab sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa:

1. Berdasarkan hasil perhitungan dan perbandingan metrik *network properties*, jaringan yang unggul adalah Zenius dengan total lima dari delapan metrik. Jaringan Zenius unggul dalam metrik *density*, *modularity*, *diameter*, *average path length*, dan *connected components*. Hal ini menunjukkan bahwa pergerakan *trend* jumlah percakapan pengguna Twitter mengenai kedua perusahaan *edtech* tersebut pada 1 Juli 2021 sampai dengan 30 September 2021 tidak berbanding lurus dengan kualitas karakteristik jaringan sosial yang terbentuk.
2. Melalui perhitungan metrik *centrality* didapatkan *key actor* pada masing-masing jaringan. *Key actor* pada jaringan Ruangguru adalah akun *schfess*, *subschfess*, dan *sbsmptnfess*. Sedangkan, *key actor* untuk jaringan Zenius adalah akun *schfess* dan *zenius_oliv*. Selain di dalam jaringan, akun-akun tersebut juga merupakan *key actor* pada kelompok yang besar (kelompok yang mempunyai persentase anggota di atas atau sama dengan 1,00 %) di masing-masing jaringan. Hal ini menunjukkan bahwa selain berpengaruh dalam penyebaran informasi kepada pengguna di dalam kelompok, *key actor* tersebut juga berpengaruh dalam penyebaran informasi pada seluruh pengguna di dalam jaringan.

B. Saran

Berdasarkan hasil analisis dan penelitian pada bab sebelumnya, terdapat beberapa saran bagi perusahaan *edtech*:

1. Akun Twitter perusahaan dapat lebih aktif lagi melakukan *engagement* atau interaksi dengan *followers*. Seperti lebih sering mengunggah *tweet* yang menarik atau mengadakan *marketing campaign* yang mengikutsertakan *followers* atau orang lain untuk bergabung. Sehingga percakapan antara pengguna Twitter mengenai perusahaan tersebut, tidak hanya mengalami peningkatan *trend*, tetapi juga dapat membentuk jaringan sosial dengan kualitas karakteristik yang unggul dibandingkan perusahaan pesaing.
2. Perusahaan juga dapat melakukan kerja sama dengan *key actors*, sehingga dapat menyebarkan informasi lebih cepat dan luas di Twitter. Setelah ditelusuri lebih lanjut, akun-akun *key actors* pada jaringan Ruangguru dan Zenius merupakan akun komunitas anak sekolah atau pelajar di Indonesia yang berisi informasi seputar dunia pendidikan.
3. Perusahaan juga dapat menyertakan *stakeholders* dalam berinteraksi dengan pengguna Twitter. Salah satu pengguna yang mempunyai nilai metrik *centrality* yang cukup tinggi pada masing-masing jaringan adalah pengguna dengan nama akun *sabdaps* dan *imanusman*. Setelah ditelusuri lebih lanjut, kedua akun tersebut merupakan *founder* dari Zenius dan Ruangguru. Hal ini menunjukkan bahwa cukup banyak pengguna Twitter yang berinteraksi dengan sosok yang merepresentasikan perusahaan.

Saran yang dapat diberikan untuk perbaikan pada penelitian selanjutnya antara lain:

1. Mengambil data dari situs jejaring sosial lain dengan kata kunci yang lebih variatif dan memperpanjang rentang waktu pengambilan data.
2. Dapat menerapkan metode SNA pada studi kasus yang berbeda dengan menambahkan metrik dari metode-metode lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bhardwaj, R.; Yarrow, N.; dan Cali, M. 2020. "EdTech in Indonesia: Ready for Take-off". Washington DC: World Bank.
- [2] Antoniadis, I. dan Charmantzi, A. 2016. "Social Network Analysis and Social Capital in Marketing: Theory and Practical Implementation". *International Journal of Technology Marketing* 11(3): 344-359.
- [3] Litterio, A. M.; Nantes, E. A.; dkk. 2017. "Marketing and Social Networks: A Criterion for Detecting Opinion Leaders". *European Journal of Management and Business Economics* 26: 347-366.
- [4] Himelboim, I. dan Golan, G. J. 2019. "A Social Networks Approach to Viral Advertising: The Role of Primary, Contextual, and Low Influencers". *Social Media+ Society* 5 (3).
- [5] Barabási, A. L. 2015. "Network Science". <http://networksciencebook.com/>. Diakses pada tanggal 09 November 2021.
- [6] Fornito, A.; Zalesky, A.; Bullmore, E. 2016. "Fundamentals of Brain Network Analysis". USA: Academic Press Elsevier.