Logo

Description automatically generated

**TUGAS AKHIR – KM184801**

**ANALISIS JARINGAN SOSIAL PERCAKAPAN PENGGUNA TWITTER MENGENAI PERUSAHAAN *EDUCATIONAL TECHNOLOGY* MENGGUNAKAN METRIK *NETWORK PROPERTIES* DAN *CENTRALITY***

**ADRIAN MAULANA MUHAMMAD**

NRP **06111540000099**

Dosen Pembimbing

**Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT**

NIP 19700831 199403 1 003

**Dr. Darmaji, S.Si, MT**

NIP 19691015 199412 1 001

**Program Studi S-1**

Departemen Matematika

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2022

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

Icon

Description automatically generated

**TUGAS AKHIR – KM184801**

**ANALISIS JARINGAN SOSIAL PERCAKAPAN PENGGUNA TWITTER MENGENAI PERUSAHAAN *EDUCATIONAL TECHNOLOGY* MENGGUNAKAN METRIK *NETWORK PROPERTIES* DAN *CENTRALITY***

**ADRIAN MAULANA MUHAMMAD**

NRP 06111540000099

Dosen Pembimbing

**Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT**

NIP 19700831 199403 1 003

**Dr. Darmaji, S.Si, MT**

NIP 19691015 199412 1 001

**Program Studi S-1**

Departemen Matematika

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2022

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

Icon

Description automatically generated

**FINAL PROJECT – KM184801**

**SOCIAL NETWORK ANALYSIS OF TWITTER USER CONVERSATIONS ABOUT EDUCATIONAL TECHNOLOGY COMPANIES USING NETWORK PROPERTIES AND CENTRALITY METRICS**

**ADRIAN MAULANA MUHAMMAD**

NRP 06111540000099

Advisors

**Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT**

NIP 19700831 199403 1 003

**Dr. Darmaji, S.Si, MT**

NIP 19691015 199412 1 001

**Study Program Bachelor**

Department of Mathematics

Faculty of Science and Data Analytics

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2022

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS JARINGAN SOSIAL PERCAKAPAN PENGGUNA TWITTER MENGENAI PERUSAHAAN *EDUCATIONAL TECHNOLOGY* MENGGUNAKAN METRIK *NETWORK PROPERTIES* DAN *CENTRALITY***

**TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat

memperoleh gelar Sarjana Matematika pada

Program Studi S-1

Departemen Matematika

Fakultas Sains dan Analitika Data

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh: **ADRIAN MAULANA MUHAMMAD**

NRP. 06111540000099

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1. | Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT | Pembimbing I |
| 2. | Dr. Darmaji, S.Si, MT | Pembimbing II |
| 3. | Alvida Mustika Rukmi, S.Si, M.Si | Penguji |
| 4. | Dr. Budi Setiyono, S.Si, MT | Penguji |
| 5. | Drs. Suhud Wahyudi, M.Si | Penguji |

**SURABAYA**

**Juli, 2022**

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Nama mahasiswa / NRP | : | Adrian Maulana Muhammad / 06111540000099 |
| Program studi | : | S-1 Matematika |
| Dosen Pembimbing / NIP | : | Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT / 19700831 199403 1 003  Dr. Darmaji, S.Si, MT / 19691015 199412 1 001 |

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Analisis Jaringan Sosial Percakapan Pengguna Twitter Mengenai Perusahaan *Educational Technology* Menggunakan Metrik *Network Properties* dan *Centrality*” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, Juli 2022

Mengetahui,

Dosen Pembimbing II

Dr. Darmaji, S.Si, MT

NIP. 19691015 199412 1 001

|  |
| --- |
| Dosen Pembimbing I |
|  |
| Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT |
| NIP. 19700831 199403 1 003 |

Mahasiswa

Adrian Maulana Muhammad

NRP. 06111540000099

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

ABSTRAK

**ANALISIS JARINGAN SOSIAL PERCAKAPAN PENGGUNA TWITTER MENGENAI PERUSAHAAN *EDUCATIONAL TECHNOLOGY* MENGGUNAKAN METRIK *NETWORK PROPERTIES* DAN *CENTRALITY***

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nama Mahasiswa / NRP** | **:** | **Adrian Maulana Muhammad / 06111540000099** |
| **Departemen** | **:** | **Matematika FSAD - ITS** |
| **Dosen Pembimbing** | **:** | **1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT**  **2. Dr. Darmaji, S.Si, MT** |

**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 percakapan pengguna media sosial mengenai perusahaan *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 struktur 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***.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

ABSTRACT

***SOCIAL NETWORK ANALYSIS OF TWITTER USER CONVERSATIONS ABOUT EDUCATIONAL TECHNOLOGY COMPANIES USING NETWORK PROPERTIES AND CENTRALITY METRICS***

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Student Name / NRP** | **:** | **Adrian Maulana Muhammad / 06111540000099** |
| **Department** | **:** | **Mathematics FSDA - ITS** |
| **Advisors** | **:** | **1. Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT**  **2. Dr. Darmaji, S.Si, MT** |

**Abstract**

*The number of social media users in Indonesia has increased by 10 million users or 6.3 percent between 2020 and 2021. The increasing number of social media users in Indonesia could open up new opportunities for educational technology (edtech) businesses to increase the effectiveness of their marketing activities on social media. This study proposes the implementation of Social Network Analysis (SNA) in analyzing the interaction of social media users regarding the edtech business. SNA is an analytical approach that utilizes graph theory to identify the structure of a social network. SNA metrics used in this study are network properties metrics to describe the characteristics of the network and centrality metrics to identify key actors in the network. The network was formed based on conversations by Twitter users about two edtech companies in Indonesia: Ruangguru and Zenius.*

***Keywords: Ruangguru, Social Network Analysis, Twitter, Zenius****.*

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil’alamin, puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT yang telah memberikan limpahan rahmat, petunjuk, serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Analisis Jaringan Sosial Percakapan Pengguna Twitter Mengenai Perusahaan *Educational Technology* Menggunakan Metrik *Network Properties* dan *Centrality*” sebagai salah satu syarat kelulusan Program Sarjana Departemen Matematika FSAD Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan mendukung penulis hingga terselesainya Tugas Akhir ini:

1. Pertama saya ucapkan terima kasih kepada orang tua penulis serta saudara kandung penulis yang selalu mendoakan dan mendukung penulis selama menempuh perkuliahan di Departemen Matematika ITS.
2. Bapak Dr. Imam Mukhlash, S.Si, MT dan Bapak Dr. Darmaji, S.Si, MT selaku dosen pembimbing atas segala arahan, dukungan, dan motivasinya kepada penulis, sehingga Tugas Akhir ini dapat terselesaikan dengan baik.
3. Bapak Budi Setiyono, S.Si, MT, Bapak Drs. Suhud Wahyudi, M.Si, dan Ibu Alvida Mustika Rukmi, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan masukan dan saran yang membangun dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
4. Bapak Subchan, Ph.D selaku Kepala Departemen Matematika Institut Teknologi Sepuluh Nopember yang telah memberikan arahan akademis selama penulis kuliah di Departemen Matematika ITS.
5. Ibu Dr. Dwi Ratna Sulistyaningrum, MT. dan Bapak Dr. Budi Setiyono, S.Si, MT. selaku Sekretaris Departemen Matematika ITS yang telah memberikan arahan akademis selama penulis kuliah di Departemen Matematika ITS.
6. Bapak Prof. Dr. Drs. Subiono, M.Sc. selaku dosen wali yang telah memberikan nasihat dan arahan selama penulis menempuh perkuliahan di Departemen Matematika ITS.
7. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen dan Staff Departemen Matematika ITS yang telah memberikan ilmu, bimbingan, dan motivasi kepada penulis selama kuliah di Departemen Matematika ITS.
8. Semua pihak yang tidak bisa ditulis satu persatu, terima kasih sudah memberikan motivasi dan dukungan kepada penulis.

Penulis menyadari bahwa dalam Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan oleh penulis. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penulis dan semua pihak yang berkepentingan.

Surabaya, 25 Juli 2022

Penulis

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR ISI

[LEMBAR PENGESAHAN i](#_Toc107347761)

[PERNYATAAN ORISINALITAS iii](#_Toc107347762)

[ABSTRAK v](#_Toc107347763)

[ABSTRACT vii](#_Toc107347764)

[KATA PENGANTAR ix](#_Toc107347765)

[DAFTAR ISI xi](#_Toc107347766)

[DAFTAR GAMBAR xiii](#_Toc107347767)

[DAFTAR TABEL xv](#_Toc107347768)

[DAFTAR KODE PROGRAM xvii](#_Toc107347769)

[BAB I PENDAHULUAN 1](#_Toc107347770)

[1.1 Latar Belakang 1](#_Toc107347772)

[1.2 Rumusan Masalah 3](#_Toc107347773)

[1.3 Batasan Masalah 3](#_Toc107347774)

[1.4 Tujuan Penelitian 3](#_Toc107347775)

[1.5 Manfaat Penelitian 3](#_Toc107347776)

[BAB II TINJAUAN PUSTAKA 5](#_Toc107347777)

[2.1 Penelitian Terdahulu 5](#_Toc107347779)

[2.2 Dasar Teori 6](#_Toc107347780)

[2.2.1 *Educational Technology* 6](#_Toc107347781)

[2.2.2 Ruangguru 7](#_Toc107347782)

[2.2.3 Zenius 7](#_Toc107347783)

[2.2.4 Twitter 8](#_Toc107347784)

[2.2.5 *Data Mining* 8](#_Toc107347785)

[2.2.6 Teori Graf 9](#_Toc107347786)

[2.2.7 *Social* *Network Analysis* (SNA) 9](#_Toc107347787)

[BAB III METODOLOGI 21](#_Toc107347789)

[3.1. Bahan dan peralatan yang digunakan 21](#_Toc107347791)

[3.2. Urutan pelaksanaan penelitian 21](#_Toc107347792)

[BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 25](#_Toc107347793)

[4.1 *Data Collection* 25](#_Toc107347795)

[4.2 *Data Pre-processing* 25](#_Toc107347796)

[4.2.1 *Import Dataset* 26](#_Toc107347797)

[4.2.2 Menghapus *Tweet* yang Duplikat 26](#_Toc107347798)

[4.2.3 Menghapus *Tweet* yang Tidak Mempunyai Interaksi 26](#_Toc107347799)

[4.2.4 Mengambil *Tweet* Percakapan Antara Pengguna 27](#_Toc107347800)

[4.2.5 Pengelompokan *Tweet* Mengenai Perusahaan Edtech 27](#_Toc107347801)

[4.2.6 Transformasi Data ke Bentuk Edge List 28](#_Toc107347802)

[4.3 *Social Network Analysis* (SNA) 29](#_Toc107347803)

[4.3.1 *Network Properties* 29](#_Toc107347804)

[4.3.2 *Centrality* 33](#_Toc107347805)

[4.4 Visualisasi Model Jaringan 39](#_Toc107347806)

[BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 43](#_Toc107347807)

[5.1. Kesimpulan 43](#_Toc107347809)

[5.2. Saran 43](#_Toc107347810)

[DAFTAR PUSTAKA 45](#_Toc107347811)

[LAMPIRAN 47](#_Toc107347812)

[BIODATA PENULIS 55](#_Toc107347813)

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR GAMBAR

[**Gambar 1.1** Pertumbuhan Sektor *Edtech* dan Tingkat Penetrasi Internet di Indonesia 1](#_Toc93498121)

[**Gambar 1.2** Jumlah Percakapan Pengguna Twitter Mengenai Ruangguru & Zenius 2](#_Toc93498122)

[**Gambar 2.1** Graf G 10](#_Toc93498129)

[**Gambar 2.2** Ilustrasi Algoritma Louvain 10](#_Toc93498129)

[**Gambar 2.3** Ilustrasi Algoritma *Breadth*-*First Search* 11](#_Toc93498129)

[**Gambar 2.4** Dua Pengguna yang Mempunyai Nilai *Degree Centrality* yang Sama 12](#_Toc93498130)

[**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian 16](#_Toc93498131)

[**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian (lanjutan) 17](#_Toc93498132)

[**Gambar 4.1** Visualisasi Jaringan Ruangguru 34](#_Toc91523049)

[**Gambar 4.2** Visualisasi Jaringan Zenius 35](#_Toc91523049)

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR TABEL

[**Tabel 2.1** Deskripsi Metrik *Network Properties* 12](#_Toc91174562)

[**Tabel 2.2** Deskripsi Metrik *Centrality* 14](#_Toc91174563)

[**Tabel 3.1** Spesifikasi Perangkat 15](#_Toc91174563)

[**Tabel 3.2** Aplikasi dan Teknologi 14](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.1** Hasil Perhitungan Metrik*Network Properties* pada Jaringan Ruangguru dan Zenius 27](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.2** Lima Pengguna denganNilai*Degree Centrality* Tertinggi pada Jaringan Ruangguru 28](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.3** Lima Pengguna denganNilai*Degree Centrality* Tertinggi pada Jaringan Zenius 28](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.4** Lima Pengguna denganNilai*Betweenness Centrality* Tertinggi pada Jaringan Ruangguru 29](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.5** Lima Pengguna denganNilai*Betweenness Centrality* Tertinggi pada Jaringan Zenius 30](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.6** Lima Pengguna denganNilai*Closeness Centrality* Tertinggi pada Jaringan Ruangguru 31](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.7** Lima Pengguna denganNilai*Closeness Centrality* Tertinggi pada Jaringan Zenius 31](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.8** Lima Pengguna denganNilai*Eigenvector Centrality* Tertinggi pada Jaringan Ruangguru 32](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.9** Lima Pengguna denganNilai*Eigenvector Centrality* Tertinggi pada Jaringan Zenius 32](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.10** Seluruh Hasil Perhitungan Metrik *Centrality* pada Jaringan Ruangguru 32](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.11** Seluruh Hasil Perhitungan Metrik *Centrality* pada Jaringan Zenius 33](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.12** Lima Kelompok Terbesar pada Jaringan Ruangguru 34](#_Toc91174563)

[**Tabel 4.13** Lima Kelompok Terbesar pada Jaringan Zenius 35](#_Toc91174563)

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

DAFTAR KODE PROGRAM

[**Kode Program 4.1** *Scraping* Data Twitter 19](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431712)

[**Kode Program 4.2** *Import Dataset* 20](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431713)

[**Kode Program 4.3** Menghapus *Tweet* yang Duplikat 20](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431714)

[**Kode Program 4.4** Menghapus *Tweet* yang Tidak Mempunyai Interaksi 20](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431715)

[**Kode Program 4.5** Mengambil *Tweet* Percakapan Antara Pengguna 21](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431716)

[**Kode Program 4.6** Pengelompokan *Tweet* Mengenai Kedua Perusahaan *Edtech* 21](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431717)

[**Kode Program 4.7** Transformasi Data ke Bentuk *Edge List* 22](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431718)

[**Kode Program 4.8** Transformasi *Edge List* ke *Undirected Graph* 23](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431719)

[**Kode Program 4.9** *Order* dan *Size* pada Jaringan 23](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431720)

[**Kode Program 4.10** *Density* pada Jaringan 24](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431721)

[**Kode Program 4.11** *Modularity* pada Jaringan 24](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431722)

[**Kode Program 4.12** *Diameter* pada Jaringan 25](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431723)

[**Kode Program 4.13** *Average Path Length* pada Jaringan 2](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431724)5

[**Kode Program 4.14** *Average Degree* pada Jaringan 26](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431725)

[**Kode Program 4.15** *Connected Components* pada Jaringan 27](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431726)

[**Kode Program 4.16** *Degree Centrality* pada Jaringan 28](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431727)

[**Kode Program 4.17** *Betweenness Centrality* pada Jaringan 29](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431728)

[**Kode Program 4.18** *Closeness Centrality* pada Jaringan 30](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431729)

[**Kode Program 4.19** *Eigenvector Centrality* pada Jaringan 31](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431730)

[**Kode Program 4.20** Transformasi Data Graf Networkx ke *File* GEXF 31](file:///C:\Users\bwscw\Downloads\Buku%20TA_Adrian%20Maulana%20M_06111540000099(1).docx#_Toc93431730)

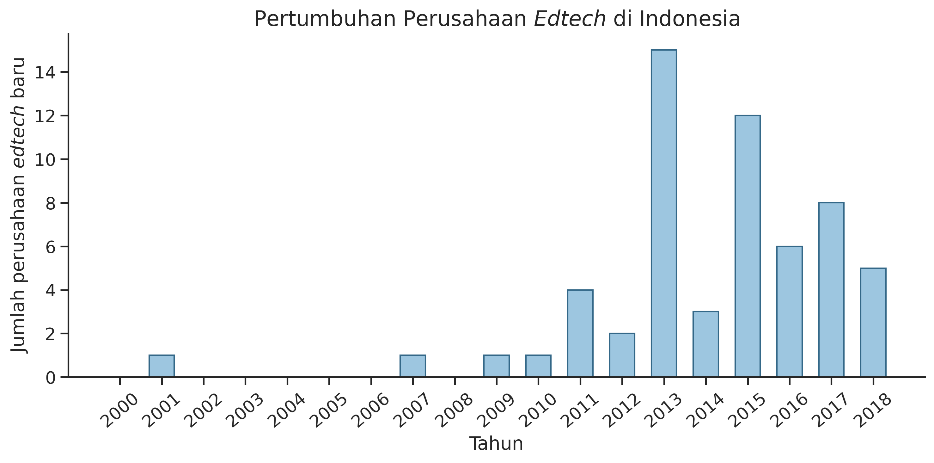
“Halaman ini sengaja dikosongkan”

# BAB I

# PENDAHULUAN

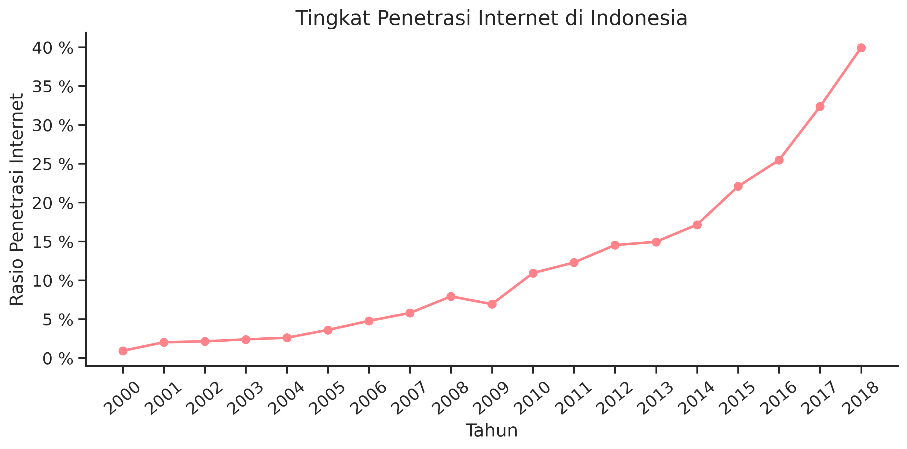
## Latar Belakang

Jumlah pengguna internet di Indonesia meningkat 27 juta pengguna atau sebesar 16 persen dan jumlah pengguna media sosial di Indonesia meningkat 10 juta pengguna atau sebesar 6,3 persen di antara tahun 2020 dan 2021. Penggunaan internet dan media sosial yang meningkat di Indonesia membuka peluang munculnya suatu inovasi pada penggunaan informasi, komunikasi, dan teknologi dalam bidang pendidikan, yaitu platform *educational technology* (*edtech*). Produk *edtech* di Indonesia secara umum bertujuan untuk membantu murid dalam belajar dan meningkatkan keterampilan mereka dengan konten *­e-learning*, serta layanan *online* interaktif yang dapat membantu murid dalam memahami tugas atau persiapan ujian. Secara keseluruhan, sektor *edtech* di Indonesia masih dalam fase pertumbuhan, dengan hampir seluruh perusahaan masih terus melakukan eksperimen pada produk ataupun pasar mereka. Meskipun demikian, terdapat persepsi umum di antara investor bahwa sektor industri *edtech* di Indonesia memiliki potensi pasar yang besar. Mayoritas perusahaan *edtech* didirikan dalam enam tahun terakhir dengan median jumlah tahun beroperasi adalah sekitar empat tahun. Peningkatan pesat dalam pendirian perusahaan *edtech* di indonesia juga bersesuaian dengan peningkatan penetrasi internet di Indonesia. Pada Gambar 1.1 menunjukkan pertumbuhan perusahaan *edtech* di Indonesia dan Gambar 1.2 menunjukkan peningkatan penetrasi internet di Indonesia (Riaz et al., 2020).



**Gambar 1.1** Pertumbuhan Perusahaan Edtech di Indonesia

Sumber Data: (Riaz et al., 2020)



**Gambar 1.2** Tingkat Penetrasi Internet di Indonesia

Sumber Data: (The World Bank, 2020)

Dua perusahaan *edtech* di Indonesia, yaitu Ruangguru dan Zenius, termasuk dalam daftar perusahaan *edtech* yang menonjol dalam hal pertumbuhan pengguna dan perhatian investor selama beberapa tahun terakhir di Indonesia (Riaz et al., 2020). Selain hal tersebut, Ruangguru dan Zenius juga termasuk salah satu akun platform *edtech* di Indonesia yang mempunyai jumlah pengikut atau *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. Tidak hanya sebagai penerima informasi, pengguna Twitter juga dapat berpartisipasi aktif dalam pengembangan dan penyebaran *brand recognition* dari perusahaan. Oleh karena itu, diperlukan suatu analisis yang dapat membantu perusahaan dalam memahami pola interaksi penggguna Twitter, sehingga perusahaan dapat mengidentifikasi penyebab aktivitas pemasaran produk mereka tidak seberhasil dengan perusahaan pesaing, ataupun sebaliknya.Persaingan kedua perusahaan *edtech* yang menonjol di Indonesia, yaitu Ruangguru dan Zenius, dapat merepresentasikan persaingan dalam sektor industri *edtech* di Indonesia.

Salah satu metode dalam *social media analytics* yang umum digunakan untuk menganalisis pola interaksi antara individu atau kelompok adalah *Social Network Analysis* (SNA). SNA merupakan suatu pendekatan analitis yang memanfaatkan teori graf untuk memodelkan struktur suatu jaringan sosial. Suatu jaringan sosial dapat terdiri dari pengguna Twitter, dilambangkan dengan simpul (*node*), dan interaksi percakapan antara pengguna Twitter tersebut, dilambangkan dengan sisi (*edge*). Dengan menggunakan pendekatan SNA, perusahaan dapat mengetahui karakteristik struktur jaringan sosial yang terbentuk berdasarkan interaksi percakapan pengguna Twitter (*word-of-mouth*) mengenai perusahaan tersebut, dan dengan pengetahuan ini, perusahaan dapat mengetahui apakah aktivitas pemasaran atau *brand recognition* perusahaan tersebut di Twitter sudah lebih baik dari perusahaan pesaing, ataupun sebaliknya.

Pada Gambar 1.3 terlihat bahwa, sekitar awal Juli sampai dengan akhir September 2021, jumlah percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius mengalami penurunan, sedangkan jumlah percakapan mengenai Ruangguru terus meningkat, bahkan melebihi jumlah percakapan mengenai Zenius. Menganalisis pada durasi waktu ini menarik karena dapat menjawab pertanyaan apakah pergerakan *trend* jumlah percakapan pengguna Twitter mengenai kedua perusahaan tersebut berbanding lurus dengan karakteristik struktur jaringan sosial yang terbentuk. Pada SNA, karakteristik suatu jaringan sosial dapat dianalisis dengan metrik *network properties*. Selain itu, hal yang menarik untuk dianalisis adalah *key actor* atau pengguna Twitter yang mempunyai pengaruh besar terhadap penyebaran informasi di dalam jaringan tersebut. Pada SNA, *key actor* di dalam suatu jaringan dapat diidentifikasi dengan metrik *centrality*. Durasi pengamatan data ditunjukkan pada Gambar 1.3.



**Gambar 1.3** Jumlah Percakapan Pengguna Twitter Mengenai Ruangguru & Zenius

(Sumber Data: Twitter Tahun 2021)

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang membahas implementasi SNA dalam 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(Antoniadis & Charmantzi, 2016). Kedua, penelitian yang ditulis oleh Arnaldo Litterio dkk. mengenai penerapan SNA dalam pemasaran untuk mengidentifikasi *opinion leaders*(Litterio et al., 2017). Ketiga, penelitian yang ditulis oleh Itai Himelboim dan Guy Golan mengenai pendekatan *social networks* dalam menganalisis peran *influencer* pada *viral advertising*(Himelboim & Golan, 2019). Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka penulis melakukan suatu penelitian tentang analisis jaringan sosial percakapan pengguna Twitter mengenai perusahaan *edtech*, yaitu Ruangguru dan Zenius, menggunakan metrik *network properties* dan *centrality*.

## Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi SNA dalam menganalisis dan membandingkan struktur jaringan sosial percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius?
2. Bagaimana implementasi SNA dalam mengidentifikasi pengguna yang paling berpengaruh (*key actor*) di dalam jaringan sosial percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius?

## Batasan Masalah

Penulis membatasi permasalahan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah 39.219 *tweets* yang diperoleh dari Twitter dengan kata kunci “ruangguru” (5.488 pengguna dan 4.982 interaksi) dan “zenius” (2.605 pengguna dan 2.123 interaksi) sejak 1 Juli 2021 sampai dengan 30 September 2021.
2. Jenis interaksi antara pengguna Twitter yang digunakan pada penelitian ini adalah *reply* yang merupakan tanggapan dari pengguna atas suatu *tweet*.
3. Pengukuran SNA pada penilitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu *network properties* dan *centrality*,dengan beberapa metrik pada setiap pengukurannya.
4. Proses pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan metode *scraping* pada situs jejaring *online* Twitter yang dapat diakses bebas oleh publik.

## Tujuan Penelitian

Tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis dan membandingkan struktur jaringan sosial percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius dengan menggunakan metrik *network properties*.
2. Mengidentifikasi pengguna Twitter yang paling berpengaruh (*key actor*) di dalam jaringan percakapan mengenai Ruangguru dan Zenius di Twitter dengan menggunakan metrik *centrality*.

## Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat bermanfaat sebagai bahan pertimbangan atau referensi kepada kedua perusahaan di sektor *edtech*, yaitu Ruangguru dan Zenius. Sehingga, diharapkan dapat membantu kedua perusahaan tersebut dalam strategi pemasaran di media sosial Twitter.
2. Dalam bidang akademik, penelitian ini mempunyai manfaat untuk mengetahui dan memahami pendekatan SNA dalam menganalisis struktur suatu jaringan sosial yang terbentuk berdasarkan interaksi pengguna media sosial.

“Halaman ini sengaja dikosongkan“

# BAB II

# TINJAUAN PUSTAKA

## Penelitian Terdahulu

Terdapat tiga penelitian terdahulu yang menjadi referensi utama pada penelitian ini. Pertama, penelitian yang ditulis oleh Ioannis Antoniadis dan Anna Charmantzi tentang penerapan SNA dalam membangun strategi komunikasi dan *branding* dengan membangun *social capital* di situs jejaring sosial *online*. Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan pentingnya SNA dan *social capital* sebagai instrumen untuk pengambilan keputusan dalam strategi pemasaran di media sosial. Studi kasus dalam penelitian ini adalah suatu halaman Facebook merek produk tradisional dari Yunani yang sedang merubah strategi pemasarannya untuk menarik konsumen dari kalangan muda. Data dikumpulkan dengan perangkat lunak NodeXL. Metrik pada SNA yang digunakan pada penelitian ini adalah *network properties*: *size, order, density, average path length, connected components*; dan metrik *centrality*: *betweenness centrality, closeness centrality, eigenvector centrality*. Temuan pada penelitian ini adalah kegiatan pemasaran dengan tema kontes atau permainan terbukti menjadi strategi yang baik, karena tersebar luas dan banyak berinteraksi dengan para pengguna. Kesimpulan pada penelitian ini adalah mengenai bagian yang penting dari kesuksesan aktivitas pemasaran di media sosial adalah pemahaman tentang struktur jaringan sosial dan *social capital* yang dibuat di dalamnya. Menganalisis dan memahami mekanisme ini dengan SNA dapat memberikan wawasan yang berguna, baik bagi praktisi maupun akademisi, untuk memandu keputusan terkait manajemen pemasaran, media sosial, dan pemasaran konten (Antoniadis & Charmantzi, 2016).

Kedua, penelitian yang ditulis oleh Arnaldo Litterio dkk. mengenai penerapan SNA dalam pemasaran untuk mengidentifikasi *opinion leaders*. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan pendekatan SNA untuk mengidentifikasi *influencer* yang potensial atau aktor yang signifikan dari komunitas *online* dalam sudut pandang pemasaran. Metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan individu di dalam jaringan sosial yang terbentuk adalah dengan kombinasi metrik *eigenvector centrality* dan *betweenness centrality*. Studi kasus pada penelitian ini adalah pada suatu situs halaman Facebook mengenai acara olahraga. Perangkat lunak NodeXL digunakan untuk mengekstrak dan menganalisis informasi dari situs tersebut. Temuan pada penelitian ini adalah model yang diusulkan efektif dalam mendeteksi aktor yang berpotensi menyebarkan pesan secara efisien dengan komponen lainnya dari komunitas, hal tersebut dicapai berdasarkan posisi aktor tersebut di dalam jaringan. Kesimpulan pada penelitian ini adalah SNA dapat berguna untuk mendeteksi *subgroups* dengan karakteristik tertentu yang mungkin tidak terlihat dari metode analisis lainnya (Litterio et al., 2017).

Ketiga, penelitian yang ditulis oleh Itai Himelboim dan Guy Golan mengenai pendekatan *social networks* dalam menganalisis peran *influencer* pada *viral advertising*. Penelitian ini mengidentifikasi tiga kelompok *influencer* berdasarkan konektivitas mereka di jaringan: pengguna yang paling banyak di-*retweet* adalah *primary influencers*, pengguna yang paling banyak di-*mention* adalah *contextual influencers*, dan pengguna lainnya yang merupakan *low influence*. Studi kasus pada penelitian ini adalah *marketing campaign* Heineken. Data dikumpulkan dari semua pengguna Twitter yang *posting tweet* berisi tautan ke iklan Heineken di YouTube, beserta *retweet* dan *mention* dari *tweet* tersebut. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metrik *degree centrality* dan *betweenness centrality*. Kesimpulan pada penelitian ini adalah analisis jaringan adalah satu-satunya metode yang memungkinkan representasi yang berarti dari proses distribusi *viral advertising* (Himelboim & Golan, 2019).

## Dasar Teori

### ***Educational Technology***

Salah satu bentuk reformasi utama dalam sistem pendidikan publik adalah dengan penggunaan informasi, komunikasi, dan teknologi untuk pendidikan, yaitu platform *educational technology* (*edtech*) yang sangat menjanjikan dalam meningkatkan hasil pendidikan. Hal ini terutama di Indonesia, di mana telah menunjukkan minat yang kuat untuk memanfaatkan teknologi untuk pembelajaran. Produk *edtech* di Indonesia secara umum bertujuan untuk membantu murid dalam belajar dan meningkatkan keterampilan mereka dengan konten *­e-learning*, serta layanan *online* interaktif yang dapat membantu murid dalam memahami tugas atau persiapan ujian.

Secara global, tren munculnya perusahaan *edtech* sebagian besar didorong oleh sektor swasta, yang memiliki insentif lebih tinggi untuk berinovasi daripada sektor publik. Sektor *edtech* di Indonesia mulai mengejar ketertinggalan global dengan munculnya tren pertumbuhan platform *edtech* dalam enam tahun terakhir dengan median jumlah tahun beroperasi adalah sekitar empat tahun. Pada tahun 2020, Indonesia telah memiliki 60 perusahaan atau *startup* pada sektor *edtech* yang aktif beroperasi. Hal ini menunjukkan banyaknya perusahaan pada industri *edtech*, sehingga dapat meningkatkan persaingan. Peningkatan dalam pendirian perusahaan *edtech* juga bersesuaian dengan tingkat penetrasi internet di Indonesia. Secara keseluruhan, sektor *edtech* di Indonesia masih dalam fase pertumbuhan, dengan hampir seluruh perusahaan masih terus melakukan eksperimen pada produk ataupun pasar mereka. Meskipun demikian, terdapat persepsi umum di antara investor bahwa sektor industri *edtech* di Indonesia memiliki potensi pasar yang besar (Riaz et al., 2020).

Berdasarkan laporan oleh Tracxn pada 10 Juni 2022, Indonesia telah memiliki 386 *startups* atau perusahaan *edtech* dengan sepuluh perusahaan yang paling banyak mendapat perhatian utama dari para investor yang ditunjukkan pada Tabel 1.1. Sepuluh perusahaan tersebut adalah Ruangguru, PT Zenius Education, CoLearn, Cakap, Pintek, HarukaEdu, Gredu, Hacktiv8, Circledoo, dan Pahamify. Tracxn merupakan salah satu platform terbesar di dunia untuk melacak 1,4 juta entitas yang dikategorikan di seluruh industri, sektor, geografi, afliasi, dan jaringan secara global (Tracxn, 2022).

**Tabel 1.1** Sepuluh Perusahaan Edtech Indonesia yang Mendapat Perhatian Investor

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| No. | Perusahaan | Tahun Berdiri | Pendanaan (USD) | Jumlah *followers* Twitter |
| 1. | Ruangguru | 2014 | 205 M | 163,500 |
| 2. | PT Zenius Education | 2007 | 60 M | 217,700 |
| 3. | CoLearn | 2019 | 34 M | 3.216 |
| 4. | Cakap | 2015 | 13 M | 1.323 |
| 5. | Pintek | 2018 | 8 M | 79 |
| 6. | HarukaEdu | 2013 | 4 M | 346 |
| 7. | Gredu | 2016 | 4 M | 2.953 |
| 8. | Hacktiv8 | 2016 | 3 M | 2.105 |
| 9. | Circledoo | 2017 | 200K | 536 |
| 10. | Pahamify | 2017 | 150K | 186.800 |

Sumber Data: (Tracxn, 2022)

Pada Tabel 1.1 terlihat hasil pemeringkatan berdasarkan pendanaan dari investor menunjukkan bahwa Ruangguru dan Zenius menduduki peringkat yang lebih tinggi dibandingkan *startups edtech* lain untuk peringkat seluruh kategori *startup* yang berasal dari Indonesia. Selain itu, kedua perusahaan ini juga memiliki jumlah pengikut atau *followers* yang besar pada situs jejaring *online*, Twitter. Twitter dapat dimanfaatkan oleh perusahaan sebagai salah satu media komunikasi pemasaran yang dapat memberikan jangkauan audiens yang lebih banyak dibandingkan perusahan pesaing. Berdasarkan kedua hal tersebut, dapat dilihat bahwa perusahaan Ruangguru dan Zenius merupakan pesaing paling berat dibandingkan perusahaan-perusahaan lain pada sektor *edtech* di Indonesia. Sehingga, persaingan kedua perusahaan tersebut dapat merepresentasikan persaingan di dalam industri *edtech* di Indonesia

### **Ruangguru**

Ruangguru merupakan perusahaan teknologi terbesar di Asia Tenggara yang berfokus pada layanan pendidikan. Ruangguru mengembangkan berbagai layanan belajar berbasis teknologi, termasuk layanan kelas virtual, platform ujian *online*, video belajar berlangganan, serta konten-konten pendidikan lainnya yang bisa diakses *web* dan aplikasi Ruangguru. Hingga Desember 2020, Ruangguru telah memiliki lebih dari 22 juta pengguna terdaftar dan memberikan akses kepada lebih dari 300.000 guru privat. Angka ini meningkat sebanyak 7 juta pengguna atau setara dengan 46 persen dibandingkan dengan data pada akhir Desember 2019. Tahun 2020 juga menjadi momentum penting bagi Ruangguru melalui kehadirannya di Thailand dengan *brand* StartDee. Di tahun pertamanya, aplikasi ini telah digunakan oleh lebih dari 200 ribu pengguna. Setahun sebelumnya, Ruangguru berhasil memasuki pasar Vietnam dengan *brand* Kien Guru. Kini jumlah pengguna Kien Guru lebih dari 700 ribu. Hal ini mengukuhkan Ruangguru sebagai salah satu perusahaan teknologi pendidikan terbesar di Asia Tenggara. Berbagai tantangan yang dihadapi dunia pendidikan selama pandemi mendorong Ruangguru meluncurkan berbagai inovasi produk dan layanan untuk membantu pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ), Ruangguru meluncurkan produk ruangkelas gratis, sistem tata kelola PJJ, yang telah dimanfaatkan oleh 13.000 sekolah di 440 kota/kabupaten di seluruh Indonesia (Ruangguru, 2021).

### **Zenius**

Zenius adalah pelopor *startup* teknologi pendidikan di Indonesia yang menggunakan metode *adaptive learning*. Zenius memproduksi konten pendidikan untuk semua level pendidikan dari SD, SMP, dan SMA beserta persiapan ujian nasional dan tes masuk perguruan tinggi. Zenius memulai perjalanannya pada tahun 2008 dengan produk CD/DVD, sebelum beralih ke *website* pada tahun 2010. Hingga sekarang, Zenius berhasil meluncurkan *mobile apps* yang bisa diungguh melalui iOS dan Android. Zenius telah memiliki lebih dari 74,000 video pembelajaran dan puluhan ribu latihan soal. Platform ini juga diklaim memiliki konten pendidikan terbesar di Indonesia dengan lebih dari 90.000 video untuk siswa SD hingga SMA. Dengan peluncuran aplikasi Zenius, seluruh kabupaten/kota di Indonesia sudah bisa mengakses materi dan fitur belajar milik Zenius. Tercatat, pada tahun 2020 sampai 2021 kunjungan ke *website* zenius.net adalah sebanyak 38.167.048 dan Zenius memiliki lebih dari 20 juta pengguna. Pada tahun yang sama, Zenius berhasil meluncurkan fitur *personalized learning* melalui ZenCore. Diluncurkan sejak Juli 2020, ZenCore telah digunakan oleh 230.000 lebih pengguna. Selain itu, Zenius juga meluncurkan fitur berbasis kecerdasan buatan, yaitu ZenBot. Hingga kini, lebih dari 1,4 juta soal telah dikirimkan pengguna melalui fitur ini. Sementara untuk para guru, Zenius juga memiliki fitur untuk guru, yaitu ZenRu. Sejak diluncurkan pada November 2020, ZenRu mencatat lebih dari 250.000 guru sebagai pengguna (Zenius, 2021).

### **Twitter**

Twitter adalah situs *micro­*-*blogging* yang memungkinkan pengguna untuk mengirim dan menerima pesan publik singkat yang disebut *tweets*. *Tweets* dibatasi tidak lebih dari 280 karakter, dan dapat menyertakan tautan ke blog, *website*, gambar, video, dan semua materi *online* lainnya. Pengguna dapat mengirimkan *tweet* kapan saja, dari komputer atau *smartphone*. Dengan mengikuti orang lain, pengguna dapat membentuk Twitter *feed* pribadi dan instan yang memenuhi berbagai minat pengguna. Terdapat beberapa terminologi dari Twitter, seperti *follow* yang merupakan istilah mengenai mengikuti pengguna-pengguna lain, dengan begitu semua *tweets* mereka akan muncul di *feed*. *Retweet* atau RT adalah istilah mengenai membagikan *tweet* pengguna lain yang telah dilihat di *feed*. *Reply* adalah istilah mengenai menanggapi *tweet* pengguna lain. *Mention* merupakan istilah mengenai ketika pengguna lain menyebut pengguna di dalam *tweet* (Mollett et al., 2011).

Twitter adalah salah satu platform media sosial yang paling populer, menarik sekitar 255 juta pengguna aktif per bulan, dengan sekitar 500 juta *tweet* terkirim setiap hari. Audiens besar yang berpotensi dijangkau oleh Twitter menjadikannya alat yang sangat menarik bagi *brand* untuk berinteraksi dengan pelanggan mereka, sehingga Twitter dapat digunakan baik untuk pemasaran maupun periklanan. Kehadiran dan popularitas selebriti di Twitter juga menarik audiens ke media tersebut, dengan banyak *brand* sekarang menambahkan *tweet* selebriti sebagai strategi *endorsement* mereka, sehingga dapat meningkatkan konten *brand* mereka muncul di Twitter *feed* pengguna lain. Jadi, dapat disimpulkan bahwa Twitter memiliki manfaat saat ini untuk digunakan sebagai alat pemasaran, karena Twitter dapat memungkinkan *brand* untuk menjangkau kelompok konsumen yang lebih besar, dan menyebarkan konten *brand* lebih luas lagi (Soboleva et al., 2015).

### ***Data Mining***

Teknik *data mining* dapat dimanfaatkan untuk *Social Network Analysis* atau analisis jaringan sosial, terutama untuk kumpulan data yang besar dan tidak dapat ditangani dengan metode tradisional. Teknik *data mining* dapat dimanfaatkan untuk mengekstrak informasi atau pengetahuan yang direpresentasikan di dalam struktur jaringan. Istilah *data mining* sering digunakan untuk merujuk pada seluruh proses penemuan pengetahuan atau biasa disebut *Knowledge Discovery from Data* (KDD). Teknik *data mining* adalah urutan iteratif dari langkah-langkah berikut:

1. *Data cleaning* (untuk menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten)
2. *Data integration* (di mana beberapa sumber data dapat digabungkan)
3. *Data selection* (di mana data yang relevan dengan tujuan analisis diambil dari *database*)
4. *Data transformation* (di mana data diubah dan dikonsolidasikan ke dalam bentuk yang sesuai untuk *mining*)
5. *Data mining* (proses penting di mana metode *intelligent* diterapkan untuk mengekstrak pola data)
6. *Pattern evaluation* (untuk mengidentifikasi pola yang benar-benar menarik yang mewakili pengetahuan)
7. *Knowledge presentation* (di mana teknik visualisasi digunakan untuk menyajikan pengetahuan yang telah di-*mining* kepada pengguna)

Langkah 1 hingga 4 adalah berbagai bentuk dari *data pre-processing*, di mana mempersiapkan data sebelum proses *mining*. Pola yang menarik disajikan kepada pengguna dan dapat disimpan sebagai suatu *insights* atau pengetahuan. Oleh karena itu, *data mining* adalah proses menemukan pola yang menarik dan pengetahuan dari sejumlah data yang besar (Han et al., 2011).

### **Teori Graf**

*Social Network Analysis* atau analisis jaringan sosial adalah proses menganalisis struktur jaringan sosial melalui pemanfaatan teori graf untuk memodelkan jaringan. Di dalam matematika, teori graf adalah cabang kajian yang mempelajari tentang sifat-sifat dari graf. Suatu graf adalah pasangan himpunan di mana tidak kosong, dan (mungkin kosong) adalah himpunan dari pasangan tak beraturan elemen . Elemen disebut simpul dan elemen dari disebut sisi. Terkadang kita menulis untuk simpul-simpul dan untuk sisi-sisi . Simpul biasanya direpresentasikan sebagai titik dan sisi direpresentasikan sebagai garis yang menghubungkan simpul pada bidang. Sehingga, Graf dapat dapat ditulis sebagai . Selain simpul dan sisi, berikut beberapa terminologi dasar lainnya dalam teori graf yang digunakan pada penelitian ini (Hartsfield & Ringel, 2013):

1. Jika *a* dan *b* merupakan simpul pada graf *G*, kita dapat mengatakan bahwa *a* bertetangga (*adjacent*) dengan *b* jika terdapat suatu sisi di antara *a* dan *b*.
2. Derajat (*degree*) pada suatu simpul adalah banyaknya sisi yang menempel dengan simpul tersebut. Suatu simpul yang memiliki derajat 0 disebut simpul yang terisolasi.
3. Suatu jalan (*walk*) pada graf *G* adalah suatu barisan berhingga yang suku-sukunya bergantian antara simpul dan sisi. Simpul dan berturut-turut disebut simpul awal dan simpul akhir dari . Sedangkan simpul-simpul disebut simpul-simpul internal dari . Dan disebut panjang (*length*) dari .
4. Jika semua sisi dalam jalan masing-masing berbeda, maka disebut jejak (*trail*), dan jika semua simpul dalam jalan juga masing-masing berbeda, maka disebut suatu lintasan (*path*).
5. Berdasarkan orientasi arah pada sisi, maka graf dapat dibedakan menjadi dua jenis, yaitu graf berarah (*directed graph*) dan graf tak berarah (*undirected graph*). Graf berarah adalah graf yang setiap sisinya diberikan orientasi arah. Sebaliknya, graf tak berarah adalah graf yang setiap sisinya tidak diberikan orientasi arah. Pada graf tak berarah, tidak memperhatikan urutan pasangan simpul yang dihubungkan oleh sisi, dengan demikian pada himpunan berlaku . Sedangkan, pada graf berarah, himpunan berlaku .

### ***Social* *Network Analysis* (SNA)**

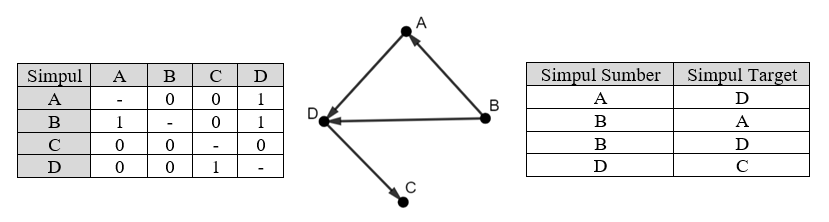
Ide dari jaringan sosial telah menjadi hal yang umum sejak perkembangan media sosial yang mendorong penggunanya untuk melakukan relasi secara tidak langsung ke orang lain. Selama bertahun-tahun, sosilog mencoba menemukan berbagai cara untuk mendefinisikan berbagai jenis relasi pada jaringan sosial ke bentuk analisis yang sistematis yang kemudian disebut analisis jaringan sosial atau *Social Network Analysis* (SNA). SNA terdiri dari seperangkat teknik metodologis yang bertujuan untuk menggambarkan dan mengeksplorasi pola-pola yang tampak dalam relasi sosial yang dibentuk oleh individu atau kelompok satu sama lain. Dalam arti yang lebih luas, jaringan sosial dibangun dari data relasional dan dapat didefinisikan sebagai perangkat entitas sosial, seperti individu, kelompok, atau organisasi, dengan beberapa pola hubungan atau interaksi di antara mereka. Struktur yang mendasari jaringan tersebut adalah objek studi pada SNA. Metode dan teknik SNA dirancang untuk menemukan pola interaksi antara aktor sosial di dalam jaringan. SNA telah menjadi pendekatan yang populer di berbagai bidang, salah satunya pada bidang bisnis. Perusahaan dapat menggunakan SNA untuk memaksimalkan informasi produk mereka menyebar dari percakapan antara pengguna (*word-of-mouth*) dengan menargetkan pengguna yang memiliki pengaruh yang lebih tinggi di dalam jaringan (Scott & Stokman, 2015).

Struktur dari jaringan sosial biasa direpresentasikan sebagai graf. Suatu graf terdiri dari dua komponen utama yaitu simpul dan sisi. Simpul merepresentasikan entitas individu, dan sisi merepresentasikan hubungan antara entitas individu. Sisi dapat berarah atau tak berarah, tergantung apakah sifat relasinya asimetris atau simetris. Sisi pada graf dapat mempunyai bobot atau tanpa bobot, kecuali dinyatakan secara eksplisit, selalu diasumsikan bahwa graf tidak mempuyai bobot. Graf tak berbobot adalah graf biner karena menilai keberadaan sisi atau tidak adanya sisi (Oliveira & Gama, 2012). Karena hubungan yang cukup erat antara SNA dan teori graf, untuk menghindari ambiguitas dan memperjelas bahasa yang diadopsi, pada Tabel 2.1 ditunjukkan terminologi yang digunakan pada teori graf dan SNA. Pada penelitian ini, penulis sering menggunakan terminologi tersebut secara bergantian.

**Tabel 2.1** Terminologi pada Teori Graf dan SNA

|  |  |
| --- | --- |
| Teori Graf | SNA |
| Graf | Jaringan |
| Simpul | Aktor |
| Sisi | Interaksi |

Terdapat dua jenis struktur data yang digunakan untuk merepresentasikan graf, yang pertama adalah struktur daftar yang biasa disebut *adjacency list* atau *edge list*, dan yang kedua adalah struktur matriks yang biasa disebut *adjacency matrix* atau matriks ketetanggaan. Kedua struktur data ini sesuai untuk menyimpan data pada graf dan selanjutnya menganalisis lebih lanjut. Struktur data *edge list* umum digunakan pada SNA karena cocok untuk menyimpan data jaringan yang besar dan jarang, sehingga mengurangi ruang penyimpanan yang diperlukan (Oliveira & Gama, 2012). Pada Gambar 2.1 menunjukkan contoh ilustrasi bagaimana graf dapat diwakili oleh *edge list* dan *adjacency matrix*.



**Gambar 2.1** Representasi Graf dengan Adjacency Matrix dan Edge List

Terdapat beberapa pengukuran atau metrik yang populer digunakan pada SNA, metrik-metrik ini berguna dalam memberi wawasan mengenai struktur jaringan tanpa harus mengetahui representasi atau visualisasi grafisnya. Wawasan mengenai struktur jaringan ini bertujuan untuk memahami pola interaksi sosial yang menghasilkan jaringan tersebut. Pengukuran pada SNA dapat dibagi menurut tingkat analisis yang ingin dilakukan: pada tingkat unit kecil, seperti aktor, atau pada tingkat seluruh jaringan. Pada tingkat unit kecil dilakukan pengukuran *centrality* sebagai cara untuk memahami bagaimana posisi simpul dalam keseluruhan struktur grafik, oleh karena itu, membantu mengidentifikasi aktor yang berpengaruh atau *key actor* di dalam jaringan. Lalu, analisis *network properties* pada tingkat keseluruhan jaringan yang memberikan informasi dan penilaian tentang struktur dan sifat-sifat yang mendasari pada keseluruhan jaringan (Oliveira & Gama, 2012).

*Centrality* adalah ukuran tentang bagaimana posisi aktor di dalam keseluruhan struktur jaringan sosial dan dapat dihitung berdasarkan beberapa metrik, yang paling umum digunakan adalah metrik *degree*, *betweenness*, *closeness*, dan *eigenvector centrality*. Metrik-metrik ini menentukan kepentingan relatif dari seorang aktor di dalam jaringan dan menunjukkan bagaimana interaksi terkonsentrasi pada beberapa aktor, sehingga dapat memberikan gambaran tentang kekuatan sosial mereka. Nilai *centrality* yang lebih tinggi dikaitkan dengan aktor yang mempunyai kekuatan sosial di dalam jaringan, karena posisi sentral yang mereka miliki menawarkan beberapa keuntungan, seperti akses yang lebih mudah dan lebih cepat ke aktor lain di dalam jaringan dan kemampuan untuk melakukan kontrol atas aliran informasi antara aktor lainnya. Hal yang harus diperhitungkan adalah nilai dari hasil perhitungan beberapa metrik tingkat unit kecil atau aktor ini mungkin perlu dinormalisasi untuk melakukan perbandingan pada setiap aktor di dalam jaringan (Oliveira & Gama, 2012).

Sebelum menjelaskan masing-masing pengukuran pada tingkat jaringan, terdapat tiga konsep dasar yang harus diperkenalkan terlebih dahulu, yaitu lintasan (*path*), jarak geodesik (*geodesic distance*), dan eksentrisitas (*eccentricity*). Lintasan adalah urutan simpul di mana pasangan berurutan dari simpul yang tidak berulang dihubungkan oleh sisi. Selanjutnya, jarak geodesik dapat didefinisikan sebagai panjang lintasan terpendek (*shortest-path*) antara sepasang simpul. Lalu, eksentrisitas adalah jarak geodesik terbesar antara suatu simpul tertentu dengan simpul lainnya di dalam jaringan. Ketiga konsep ini merupakan dasar bagi sebagian besar metrik tingkat jaringan, yaitu *density*, *modularity*, *diameter*, *average path length*, *average degree*, dan *connected components* (Oliveira & Gama, 2012). Pada Tabel 2.2 menunjukkan dua bagian pengukuran berdasarkan tingkat keseluruhan jaringan, yaitu *network properties*, dan tingkat aktor, yaitu *centrality*, beserta metrik yang digunakan pada setiap pengukurannya.

**Tabel 2.2** Pengukuran dan Metrik pada SNA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Tingkat Analisis | Pengukuran | Metrik |
| Keseluruhan jaringan | *Network Properties* | *Size & Order* |
| *Density* |
| *Diameter* |
| *Modularity* |
| *Average Path Length* |
| *Average Degree* |
| *Connected Components* |
| Aktor | *Centrality* | *Degree* |
| *Betweenness* |
| *Closeness* |
| *Eigenvector* |

#### **Network Properties**

SNA memiliki pengukuran *network properties* yang berguna untuk menganalisis jaringan secara keseluruhan dan mendeskripsikan struktur jaringan. Adapun beberapa metrik pada pengukuran *network properties* yaitu *order, size, density, modularity, diameter, average path length, average degree,* dan *connected components.*

##### ***Order* dan *Size***

Pada suatu jaringan, *order* adalah banyaknya simpul, dan *size* adalah banyaknya sisi pada jaringan tersebut. Nilai *order* dan *size* pada suatu jaringan menunjukkan banyaknya aktor yang berinteraksi di jaringan tersebut. Pada pembahasan berikutnya, banyaknya simpul akan direpresentasikan sebagai variabel *n* dan banyaknya sisi direpresentasikan sebagai variabel *m*. Formula untuk menghitung nilai *size* dan *order* adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.1)

##### ***Density***

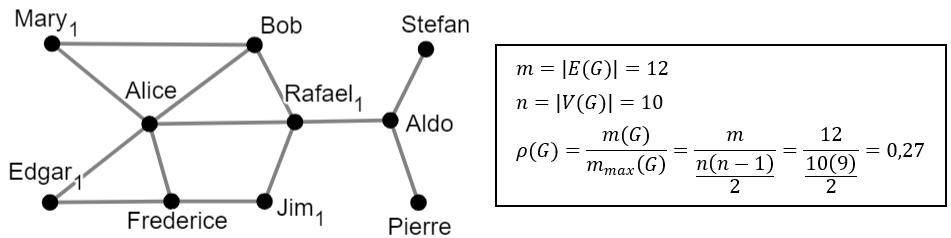
*Density* atau kerapatan jaringan merupakan perhitungan banyaknya sisi yang ada dibandingkan dengan banyaknya sisi maksimum yang mungkin ada di dalam suatu jaringan. *Density* mampu menjelaskan tingkat keterhubungan secara umum di dalam suatu jaringan, semakin tinggi nilai *density*, maka semakin baik karena menggambarkan bahwa aktor-aktor yang ada di dalam jaringan lebih saling terhubung antara satu sama lain. *Density* adalah besaran yang berubah dari minimum 0, ketika jaringan tidak mempunyai interaksi sama sekali, dan maksimum 1, ketika jaringan terhubung sempurna (disebut juga graf lengkap). Oleh karena itu, nilai *density* yang tinggi dikaitkan dengan jaringan yang padat, dan nilai *density* yang rendah dikaitkan dengan jaringan yang jarang. Formula untuk menghitung *density* adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.2)

keterangan:

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

Sebagai contoh ilustrasi untuk cara menghitung nilai *density*, pada Gambar 2.3 ditunjukkan suatu jaringan, proses menghitung dan nilai *density* dari jaringan tersebut.



**Gambar 2.2** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik Density

##### ***Modularity***

*Modularity* merupakan metrik yang umum digunakan untuk mendeteksi kelompok atau mengetahui kualitas pembagian jaringan ke dalam kelompok. Ide dasar dari *modularity* adalah bahwa suatu jaringan menunjukkan struktur kelompok yang berarti jika jumlah sisi antara kelompok lebih sedikit daripada yang diharapkan berdasarkan pilihan acak. Dengan asumsi ini, semakin tinggi nilai *modularity,* semakin baik partisinya, yang berarti kelompok yang ditemukan terhubung erat secara internal dan jarang terhubung secara eksternal. Formula untuk mendapatkan nilai *modularity* adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.3)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | matriks ketetanggaan antara simpul *i* dan *j* |
|  | : | derajat pada simpul *i* |
|  | : | jumlah sisi pada jaringan |
|  | : | kelompok *i* dimana simpul *i* dan *j* berada |
|  | : | *Kronecker Delta* |

Berdasarkan formula di atas, merupakan jumlah ekspetasi sisi-sisi yang ada di antara kedua simpul tersebut, maka dapat dilihat bahwa , jika positif, maka ada kemungkinan menemukan struktur kelompok di jaringan. Jika tidak hanya positif, tetapi juga besar, maka partisi tersebut dapat mencerminkan struktur komunitas yang sebenarnya. Pada praktiknya, nilai *modularity* sekitar 0,3 dapat menunjukkan indikator yang baik dari keberadaan kelompok yang berarti. Mengikuti alasan ini, diketahui bahwa semakin tinggi nilai *modularity*, maka semakin baik pembagian jaringan yang diperoleh. Sehingga, pendekatan yang ingin dicapai adalah memaksimumkan nilai pada metrik ini, dengan menghitung setiap kemungkinan partisi pada jaringan dan memilih partisi yang memberikan nilai yang tertinggi (Oliveira & Gama, 2012).

Untuk memaksimumkan 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* (Barabási, 2016).

1. *Modularity Optimization*

Pertama, pada tahapan ini secara acak mengurutkan seluruh simpul pada jaringan. Kemudian, satu per-satu simpul dipindahkan ke kelompok yang berbeda, dimisalkan kelompok . Simpul akan terus dipindahkan ke kelompok lain jika terdapat peningkatan nilai modularitas, jika tidak terdapat peningkatan nilai modularitas, maka simpul tersebut tetap berada di kelompok aslinya. Proses ini terus-menerus diterapkan ke seluruh simpul sampai tidak ada lagi peningkatan yang signifikan pada nilai modularitas. Perubahan nilai modularitas dapat dihitung dengan formula sebagai berikut:

(2.4)

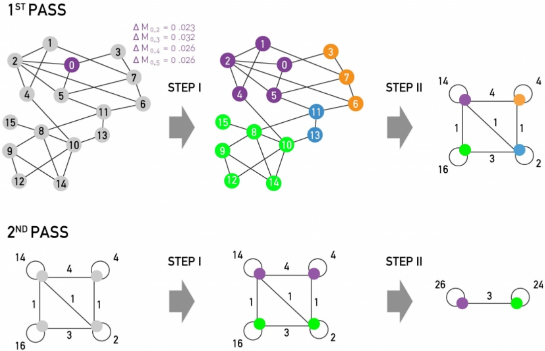
keterangan*:*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | *:* | jumlah sisi di dalam kelompok *C* |
|  | *:* | jumlah sisi yang menempel dengan simpul yang ada di kelompok *C* |
|  | *:* | jumlah sisi yang menempel pada simpul *i* |
|  | *:* | jumlah sisi pada simpul *i* yang menempel dengan simpul yang ada di kelompok *C* |
|  | *:* | jumlah sisi pada jaringan |

1. *Community Aggregation*

Setelah menyelesaikan tahapan pertama, semua simpul pada kelompok yang sama akan digabung menjadi satu simpul raksasa. Tahapan ini menghasilkan output berupa simpul yang *self-loop* yang di mana bobotnya merupakan jumlah dari semua bobot simpul yang ada pada kelompok, dengan kata lain, simpul-simpul yang ada telah diringkas menjadi hanya satu simpul raksasa.

Jumlah kelompok akan terus berkurang pada setiap iterasi atau *pass*. *Pass* diulang sampai tidak ada lagi perubahan dan modularitas maksimum telah tercapai. Ilustrasi algoritma Louvain ditunjukkan pada Gambar 2.2 (Barabási, 2016).



**Gambar 2.3** Ilustrasi Algoritma Louvain

##### ***Diameter***

*Diameter* adalah jarak lintasan terpendek (*shortest-path*) terpanjang atau terjauh antara sepasang aktor di dalam jaringan. Semakin kecil nilai *diameter* maka semakin baik, karena proses penyebaran informasi antara suatu aktor dengan aktor lainnya, dengan jarak yang terjauh, hanya perlu melewati sedikit aktor. Nilai *diameter* yang kecil mengindikasikan proses penyebaran informasi akan memakan waktu lebih sedikit karena melibatkan lebih sedikit pengguna. Pada jaringan yang jarang, umumnya memiliki nilai *diameter* yang lebih besar daripada jaringan dengan *adjacency matrix* yang lebih penuh, karena memiliki lintasan yang lebih sedikit pada setiap pasang simpul. Formula untuk mendapatkan *diameter* pada suatu jaringan adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.5)

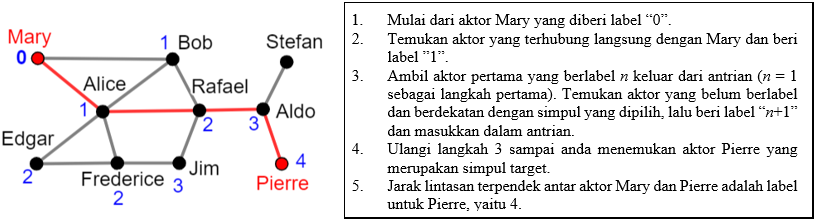
keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | himpunan simpul di dalam jaringan |
|  | : | jarak lintasan terpendek antara simpul *i* dan *j* |

Pada jaringan yang berukuran besar, lintasan terpendek dapat ditentukan menggunakan algoritma *Breadth-­First Search* (BFS). BFS adalah algoritma penjelajahan graf (*graph traversal*) yang menelusuri graf dari simpul akar (*root node*) dan menjelajahi semua simpul tetangga. Kemudian, algoritma ini memilih simpul terdekat dan menjelajahi semua simpul yang belum dijelajahi. Saat menggunakan algoritma BFS untuk penjelajahan, setiap simpul dalam graf dapat dianggap sebagai simpul akar. BFS dapat dimanfaatkan untuk menentukan jarak lintasan terpendek pada graf. Identifikasi jarak lintasan terpendek antara simpul *i* dan simpul *j* dengan algoritma BFS mengikuti langkah-langkah berikut (Barabási, 2016):

1. Mulai dari simpul *i* yang kita beri label “0”.
2. Temukan simpul yang terhubung langsung ke *i*. Beri label ”1” dan tempatkan di dalam antrian.
3. 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.
4. Ulangi langkah 3 sampai anda menemukan simpul *j* yang merupakan simpul target atau tidak ada lagi simpul di dalam antrian.
5. Jarak antar *i* dan *j* adalah label untuk *j*. Jika *j* tidak mempunyai label, maka .

Sebagai contoh ilustrasi algoritma BFS, berikut adalah contoh suatu jaringan sosial, penulis akan mencari jarak lintasan terpendek dari aktor Mary dengan aktor Pierre menggunakan algoritma BFS. Gambar 2.4 menunjukkan ilustrasi implementasi algortima BFS pada suatu jaringan.



**Gambar 2.4** Contoh Implementasi Algoritma BFS pada Jaringan

##### ***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 sehingga arus persebaran informasi di jaringan lebih efisien. Kita dapat menggunakan algoritma BFS, seperti yang sudah dibahas sebelumnya, untuk menentukan jarak lintasan terpendek di dalam jaringan. Formula untuk menghitung *average path length* adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.6)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| n | : | jumlah simpul pada jaringan |
|  | : | jarak lintasan terpendek antara simpul *i* dan *j* |

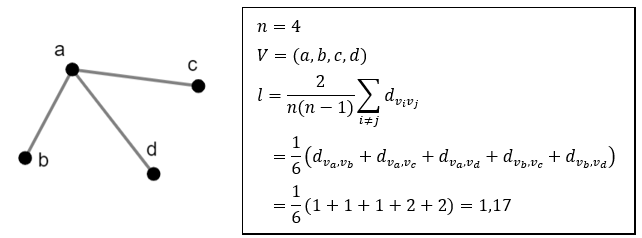
Ketika terdapat kasus di mana jaringan memiliki lebih dari satu *connected component*, maka formula di atas tidak berlaku, karena jarak lintasan terpendek secara konvensional didefinisikan menjadi tak hingga ketika tidak ada lintasan yang menghubungkan dua simpul. Dalam situasi seperti ini, lebih tepat untuk menghitung rata-rata berdasarkan jumlah jarak lintasan terpendek dibagi dengan jumlah sebenarnya lintasan di antara dua simpul di jaringan. Bisa juga dengan menggunakan *harmonic average path length* yang memiliki formula sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012):

(2.7)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| n | : | jumlah simpul pada jaringan |
|  | : | jarak lintasan terpendek antara simpul *i* dan *j* |

Sebagai contoh ilustrasi untuk cara menghitung nilai *average path length*, pada Gambar 2.5 ditunjukkan suatu graf dan proses menghitung dan nilai *average path length* dari graf tersebut.



**Gambar 2.5** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik Average Path Length

##### ***Average Degree***

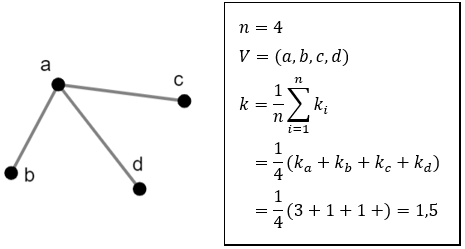
*Average degree* merupakan perhitungan rata-rata derajat pada setiap simpul atau rata-rata banyaknya sisi yang menghubungkan suatu simpul ke simpul lain di dalam jaringan. Semakin besar nilai *average degree* yang dimiliki oleh jaringan maka semakin baik, karena apabila suatu aktor dapat menyebarkan informasi ke lebih banyak aktor lainnya, maka akan mempercepat penyebaran informasi di dalam jaringan. Formula untuk menghitung *average degree* adalah sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012).

(2.8)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *n* | : | jumlah simpul di jaringan |
|  | : | derajat pada simpul ke-*i* |

Sebagai contoh ilustrasi untuk cara menghitung nilai *average degree*, pada Gambar 2.6 ditunjukkan suatu graf dan proses menghitung dan nilai *average degree* dari graf tersebut.



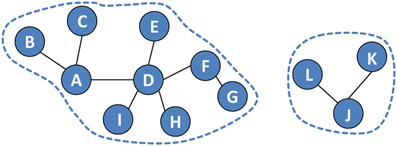
**Gambar 2.6** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik Average Degree

##### ***Connected Components***

Metrik *connected components* merupakan perhitungan banyaknya bagian-bagian yang terpisah atau tidak terkoneksi dengan keseluruhan jaringan. Semakin kecil nilai *connected components* maka semakin baik, karena artinya keseluruhan aktor tidak banyak terpisah ke dalam kelompok-kelompok kecil yang tidak saling terkoneksi. *Connected components* dapat dicari dengan menggunakan algoritma BFS yang telah dibahas sebelumnya. Identifikasi jumlah *connected components* dengan algoritma BFS dapat mengikuti langkah-langkah berikut (Barabási, 2016):

1. Mulai dari simpul *i* yang dipilih secara acak dan lakukan algoritma BFS, beri label semua simpul yang dicapai dengan .
2. Jika jumlah total simpul yang berlabel sama dengan total seluruh simpul di jaringan , maka jaringan tersebut terhubung, jika jumlah simpul yang berlabel lebih kecil daripada , jaringan terdiri dari beberapa komponen. Untuk mengidentifikasi komponen-komponen tersebut, lanjutkan ke langkah tiga.
3. Tingkatkan label menjadi . Pilih simpul yang belum ditandai, beri label . Gunakan BFS untuk menemukan semua simpul yang dapat dijangkau dari , beri label semuanya dengan . Kembali dke langkah 2.

Pada Gambar 2.7. ditunjukkan contoh ilustrasi dua *connected components* pada suatu graf.



**Gambar 2.7** Contoh Ilustrasi Dua Contoh Connected Components pada Suatu Graf

Rangkuman keseluruhan metrik *network properties* yang telah dijelaskan pada pembahasan sebelumnya, ditunjukkan pada Tabel 2.3.

**Tabel 2.3** Rangkuman Metrik Network Properties

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No.** | ***Network Properties*** | **Deskripsi** | **Perhitungan** |
| 1. | *Order* | Jumlah simpul di jaringan. |  |
| 2. | *Size* | Jumlah sisi di jaringan. |  |
| 3. | *Density* | Kerapatan pada jaringan. |  |
| 4. | *Modularity* | Kualitas pembagian jaringan ke dalam kelompok. |  |
| 5. | *Diameter* | Jarak lintasan terpendek terpanjang di antara sepasang simpul di jaringan. |  |
| 6. | *Average Path Length* | Rata-rata jarak lintasan terpendek di setiap pasang simpul di jaringan. |  |
| 7. | *Average Degree* | Rata-rata derajat pada setiap simpul di jaringan. |  |
| 8. | *Connected Components* | Jumlah kelompok simpul yang tidak terkoneksi dengan keseluruhan jaringan. | Algoritma BFS |

#### **Centrality**

Setelah metrik *network properties*, metrik selanjutnya adalah *centrality*. Pengukuran *centrality* berguna untuk menganalisis pada tingkatan unit aktor yang bertujuan untuk mengidentifikasi aktor yang paling berpengaruh (*key actor*) di antara semua aktor lain yang ada di dalam suatu jaringan. Terdapat empat pengukuran *centrality*, yaitu: *degree centrality*, *betweenness centrality*, *closeness centrality*, dan *eigenvector centrality*.

##### ***Degree Centrality***

Metrik *degree centrality* menggambarkan ukuran *social connections* yang dipunyai aktor di dalam jaringan. Suatu aktor dengan nilai *degree centrality* yang tinggi bisa jadi mempunyai posisi yang sentral di dalam jaringan, namun juga, bisa saja berada jauh di tepi jaringan. Sebagai contoh, pada Gambar 2.8 menunjukkan kedua aktor bernama Bob yang memiliki nilai *degree centrality* yang tertinggi di masing-masing jaringan, akan tetapi, peran yang mereka mainkan sangat berbeda. Bob yang berada di jaringan sebelah kanan sangat sentral, sedangkan Bob yang berada di jaringan sebelah kiri sedikit berada di tepi (Fornito et al., 2016).



**Gambar 2.8** Dua Aktor dengan Nilai Degree Centrality yang Sama

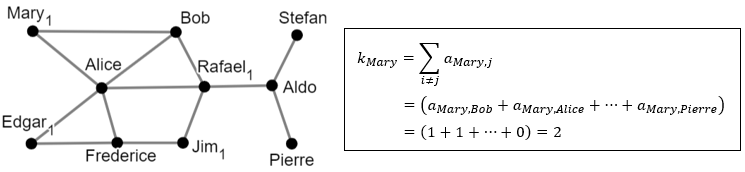
Berikut adalah formula *degree centrality* untuk simpul *i* (Fornito et al., 2016):

(2.9)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *n* | : | jumlah simpul di jaringan. |

Sebagai contoh ilustrasi untuk cara menghitung nilai *degree centrality* pada suatu aktor di dalam jaringan, pada Gambar 2.9 ditunjukkan suatu jaringan dan proses menghitung nilai *degree centrality* dari suatu aktor pada jaringan tersebut.



**Gambar 2.9** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik *Degree Centrality*

##### ***Betweenness Centrality***

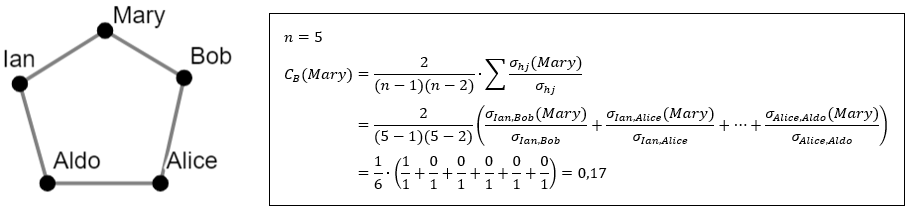
Gagasan singkat pada metrik *betweenness centrality* adalah suatu metrik *centrality* yang tidak mementingkan seberapa banyak *social connections* yang dimiliki aktor, tetapi lebih di mana posisi aktor tersebut terletak di dalam jaringan. Aktor dengan nilai *betweenness centrality* tertinggi menempati peran penting dalam struktur jaringan, karena memiliki posisi di dalam jaringan yang memungkinkan aktor tersebut mengendalikan arus informasi dengan aktor maupun kelompok lainnya. Sebagai contoh, pada Gambar 2.8, aktor bernama Bob yang berada di jaringan sebelah kiri merupakan aktor yang memungkinkan untuk informasi dapat diteruskan dari kelompok kanan ke kelompok kiri, dan juga sebaliknya. Formula untuk menghitung nilai metrik *betweenness centrality* pada simpul *i* adalah sebagai berikut (Fornito et al., 2016).

(2.10)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | jumlah lintasan terpendek antara simpul *h* dan simpul *j* yang melalui simpul *i* |
|  | : | jumlah lintasan terpendek antara simpul *h* dan *j* |
|  | : | jumlah simpul di jaringan |

Sebagai contoh ilustrasi, pada Gambar 2.10 ditunjukkan suatu jaringan dan proses menghitung nilai *betweenness centrality* dari suatu aktor pada jaringan tersebut.



**Gambar 2.10** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik *Betweenness Centrality*

##### ***Closeness Centrality***

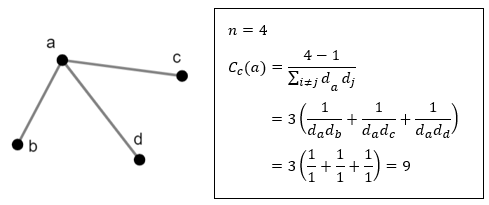
Metrik *closeness centrality* adalah pengukuran posisi dari keseluruhan aktor di dalam jaringan, gagasan singkat pada metrik *closeness centrality* adalah suatu perhitungan untuk mencari aktor yang paling dekat dengan semua aktor lainnya, sehingga dapat diidentifikasi aktor yang paling cepat menyebarkan informasi ke seluruh aktor di dalam jaringan. Perhitungan metrik *closeness centrality* untuk suatu simpul merupakan *inverse* dari rata-rata jarak lintasan terpendek dari simpul tersebut ke setiap simpul lainnya di dalam jaringan. Oleh karena itu, biasanya metrik ini menghitung pada simpul dalam komponen terbesar di jaringan. Formula untuk menghitung nilai *closeness centrality* pada node *i* adalah sebagai berikut (Fornito et al., 2016):

(2.11)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | jarak lintasan terpendek antara simpul *i* dan *j* |
|  | : | jumlah simpul di jaringan |

Sebagai contoh ilustrasi, pada Gambar 2.11 ditunjukkan suatu jaringan dan proses menghitung nilai *closeness centrality* dari suatu aktor pada jaringan tersebut.



**Gambar 2.11** Contoh Ilustrasi Perhitungan Metrik *Closeness Centrality*

##### ***Eigenvector Centrality***

Gagasan singkat dari metrik *eigenvector centrality* adalah suatu perhitungan yang memperhatikan kualitas koneksi yang dipunyai suatu aktor di dalam jaringan, dengan kata lain, metrik ini 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. Dengan kata lain, Nilai *eigenvector centrality* dari simpul *i* sebanding dengan jumlah *eigenvector centrality* dari simpul tetangga. Hal ini adalah asumsi dari formula *eigenvector centality* pada simpul sebagai berikut (Oliveira & Gama, 2012).

(2.12)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | matriks ketetanggaan |
|  | : | nilai sentralitas dari simpul *j* |
|  | : | *eigenvalue* terbesar |

Dengan beberapa penataan ulang, formula di atas dapat ditulis ulang dalam notasi vektor menjadi persamaan *eigenvector* sebagai berikut (Fornito et al., 2016).

(2.13)

Untuk menghitung metrik ini, dibutuhkan *eigenvalues* dan *eigenvectors* dari matriks ketetanggaan. Untuk mencari *eigenvalues* maka kita dapat menggunakan persamaan karakteristik polinomial sebagai berikut (Fornito et al., 2016).

(2.14)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | matriks ketetanggaan berukuran |
|  | : | *eigenvalues* |
|  | : | matriks identitas |

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

(2.15)

(2.16)

keterangan:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | : | matriks ketetanggaan berukuran |
|  | : | *eigenvalue* terbesar |
|  | : | *eigenvecto*r |
|  | *:* | matriks identitas |

Notasi merupakan *eigenvector* yang dapat direpresentasikan sebagai matriks sebagai berikut:

(2.17)

Nilai metrik *eigenvector centrality* dari simpul *i* dapat didefinisikan sebagai urutan ke-*i* di dalam *eigenvector* . Untuk menormalisasi nilai *eigenvector centrality* dari suatu simpul dapat dihitung dengan cara membagi seluruh nilai *eigenvector* dengan nilainya yang tertinggi (Fornito et al., 2016). Rangkuman keseluruhan metrik *centrality* yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2.4.

**Tabel 2.4** Rangkuman Metrik Centrality

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No.** | ***Centrality*** | **Deskripsi** | **Perhitungan** |
| 1. | *Degree* | Simpul dengan derajat tertinggi. |  |
| 2. | *Betweenness* | Simpul yang berada di tengah simpul lainnya. |  |
| 3. | *Closeness* | Simpul yang paling dekat dengan simpul lainnya. |  |
| 4. | *Eigenvector* | Simpul dengan koneksi terbaik. |  |

# BAB III

# METODOLOGI

## Bahan dan peralatan yang digunakan

Penelitian ini menggunakan perangkat keras dan perangkat lunak untuk menunjang proses pengerjaan. Untuk spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Spesifikasi Perangkat

|  |  |
| --- | --- |
| **Perangkat** | Lenovo IdeaPad S340 |
| **Prosesor** | AMD Ryzen 3 3200U Radeon Vega Mobile Gfx 2.60 GHz |
| **RAM** | 8,00 GB |
| **Sistem Operasi** | Windows 11 |

Pada penelitian ini juga digunakan beberapa aplikasi dan teknologi seperti perangkat lunak visualisasi graf, code editor, bahasa pemograman, dan library yang ditunjukkan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Aplikasi dan Teknologi

|  |  |
| --- | --- |
| **Perangkat Lunak Visualisasi Graf** | Gephi 0.9.2 |
| **Code Editor** | Visual Studio Code 1.63 |
| **Bahasa Pemograman** | Python 3.8.10 |
| **Library** | * Pandas * Twint * Asyncio * Networkx * Community |

## Urutan pelaksanaan penelitian

Langkah-langkah sistematis yang akan dilakukan dalam proses pengerjaan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahapan ini, penulis melakukan studi literatur yang mendukung topik penelitian. Literatur dapat berupa buku, jurnal, penelitian sebelumnya maupun artikel dari internet yang berkaitan dengan topik penelitian.

1. Identifikasi Permasalahan

Identifikasi permasalahan adalah tahapan yang dilakukan untuk merumuskan permasalahan yang akan diteliti, yaitu bagaimana penerapan SNA dalam menganalisis interaksi pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius.

1. Data Collection

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

1. Data Pre-processing

Seluruh tweet yang sudah terkumpul, kemudian dilakukan tahap data cleaning untuk menghilangkan tweet yang tidak relevan agar lebih mudah untuk selanjutnya dilakukan proses analisis. Lalu, dilakukan tahap data transformation ke dalam bentuk edge list. Tahapan ini dilakukan dengan bahasa pemograman Python dan library Pandas.

1. Analisis Network Properties

Data edge list kemudian diproses menggunakan library Networkx dan Community dari bahasa pemograman Python untuk menghitung nilai properties yang dimiliki jaringan. Adapun metrik network properties yang akan dihitung nilainya adalah: size, order, density, modularity, diameter, average path length, average degree, dan connected component.

1. Analisis Centrality

Tahapan analisis centrality dilakukan dengan mengunakan library Networkx dari bahasa pemograman Python untuk melihat nilai dari masing-masing metrik centrality pada setiap pengguna di dalam jaringan. Perhitungan metrik centrality yang dilakukan yaitu: degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality, dan eigenvector centrality.

1. 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.

1. Kesimpulan dan Saran

Pada tahap ini, penulis melakukan penarikan kesimpulan berdasarkan hasil yang telah didapatkan dari tahapan-tahapan sebelumnya. Kemudian, memberikan saran kepada perusahaan (Ruangguru dan Zenius) dan juga kepada peneliti selanjutnya untuk mengembangkan penelitian yang telah dilakukan oleh penulis.

Langkah-langkah penelitian juga dapat dilihat pada Gambar 3.1.

Studi Literatur

Identifikasi Permasalahan

*Data Collection*

*Data Pre-processing*

**Gambar 3.1** Diagram Alir Penelitian

*Social Network Analysis* (SNA)

Analisis *Network Properties*:

* *Size* & *Order*
* *Density*
* *Modularity*
* *Diameter*
* *Average Path Length*
* *Average Degree*
* *Connected Component*

Analisis *Centrality*:

* *Degree Centrality*
* *Betweenness Centrality*
* *Closeness Centrality*
* *Eigenvector Centrality*

Membandingkan nilai *network properties* dari kedua perusahan (Ruangguru dan Zenius)

Mengidentifikasi *key actors*

Visualisasi Model Jaringan

Penarikan Kesimpulan dan Saran

**Gambar 3.2** Diagram Alir Penelitian (lanjutan)

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

# BAB IV

# HASIL DAN PEMBAHASAN

1. **Data Collection**

Tahapan awal pada penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan seluruh data yang dibutuhkan dari media sosial Twitter untuk tahapan pengolahan data selanjutnya. Pengambilan data dilakukan dengan metode scraping. Scraping atau web scraping merupakan teknik pengambilan atau ekstraksi data dari suatu website, lalu data tersebut umumnya disimpan dalam format file tertentu, pada penelitian ini data disimpan ke dalam format file Comma-Separated Values (CSV). Untuk melakukan web scraping maka dibutuhkan web scraper. Web scraper merupakan program yang dirancang untuk masuk ke halaman website tertentu, lalu mengunduh konten, mengekstrak data, atau hal lain dari website tersebut.

Pada penelitian ini, proses web scrapingdilakukan dengan menggunakan suatu library dari bahasa pemograman Python yang bernama Twint. Twint adalah suatu web scraper untuk mengunduh konten atau mengekstrak data tweet dari media sosial Twitter. Kelebihan menggunakan Twint adalah web scraper ini dapat mengambil hampir seluruh tweet (tanpa harus dibatasi seperti batasan tweet yang dapat diunduh hanya dalam rentang satu minggu terakhir saja), tentu saja data yang diunduh oleh Twint adalah data yang bersifat publik dari Twitter, sehingga data tersebut dapat diakses secara bebas oleh publik.

**Kode Program 4.1** Scraping Data Twitter

import twint

import nest\_asyncio

nest\_asyncio.apply()

tw = twint.Config()

tw.Search = "ruangguru OR zenius"

tw.Since = "2021-07-01"

tw.Until = "2021-09-30"

tw.Store\_csv = True

tw.Output = "dataset.csv"

twint.run.Search(tw)

Kode Program 4.1 menunjukkan script Python yang digunakan untuk melakukan 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 dengan format CSV yang berisi data tweet hasil scraping. Tahapan ini dilakukan berulang kali hingga hasil yang didapatkan sesuai dengan rentang waktu yang telah diinisiasi di awal. Ukuran data mentah yang digunakan pada penelitian ini adalah 39.219 baris dan 36 kolom.

1. **Data Pre-processing**

Setelah mendapatkan data mentah, maka tahapan selanjutnya yang harus dilakukan sebelum tahap analisis adalah data pre-processing. Data pre-processing merupakan teknik awal dalam data miningyang 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 pemograman Python.

*import* pandas *as* pd

df = pd.read\_csv(“dataset.csv")

**Kode Program 4.2** Import Dataset

Kode Program 4.2 adalah potongan script Python untuk membaca dan memuat data tweet dari file dengan format CSV ke dalam bentuk dataframe atau tabel dengan bantuan library Pandas. Pandas adalah suatu library dari bahasa pemograman Python yang menyediakan struktur data dan analisis data yang diperlukan untuk membersihkan data mentah ke dalam sebuah bentuk yang bisa diolah. Salah satu struktur data dasar pada Pandas adalah dataframe, yang berguna untuk memudahkan dalam membaca suatu file dengan format CSV dan menjadikannya ke dalam bentuk tabel.

1. **Menghapus Tweet yang Duplikat**

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

df = df.drop\_duplicates('id')

**Kode Program 4.3** Menghapus Tweet yang Duplikat

Kode Program 4.3 adalah script Python untuk menghapus salah satu dari data yang duplikat berdasarkan atribut id dari dataframe. Untuk mengetahui keunikan dari setiap tweet, penulis menggunakan atribut id yang merupakan suatu representasi dalam integer atau bilangan bulat sebagai tanda pengenal unik dari suatu tweet.

1. **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.

df = df[df.reply\_to != "[]"]

**Kode Program 4.4** Menghapus Tweet yang Tidak Mempunyai Interaksi

Kode Program 4.4 adalah script Python untuk menghapus tweet yang tidak mempunyai interaksi percakapan berdasarkan atribut reply\_to dari dataframe. Penulis menggunakan atribut reply\_to yang merupakan list berisi daftar pengguna Twitter yang dilakukan interaksi. Sehingga, jika list tersebut tidak mempunyai elemen atau kosong, maka tweet tidak mempunyai interaksi. 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.

1. **Mengambil Tweet Percakapan Antara Pengguna**

Berdasarkan latar belakang yang telah ditetapkan di awal, salah satu hal yang melatarbelakangi penelitian ini adalah menganalisis pola interaksi pengguna 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.

*# make reply\_to (username and id) columns*

df["reply\_to\_username"] = [

    eval(df.reply\_to.tolist()[i])[0]

    ["screen\_name"]

*for* i *in* range(0, df.shape[0])]

df["reply\_to\_id"] = [

    eval(df.reply\_to.tolist()[i])[0]["id"]

*for* i *in* range(0, df.shape[0])]

*# take only consument interaction*

df = df[~df.username.str.contains(

    "zeniuseducation|ruangguru")]

df = df[~df.reply\_to\_username.str.contains(

    "zeniuseducation|ruangguru")]

**Kode Program 4.5** Mengambil Tweet Percakapan Antara Pengguna

Kode Program 4.5 adalah script Python untuk menghapus tweet yang berkaitan langsung dengan akun resmi dari perusahaan Ruangguru dan Zenius, sehingga dataframe hanya berisi tweet percakapan antara konsumen atau pengguna biasa. Penulis menggunakan atribut reply\_to dari dataframe. Pada atribut ini terdapat informasi mengenai nama dan id akun yang berinteraksi dengan tweet. Tahapan ini dilakukan karena tweet yang akan dianalisis adalah interaksi percakapan hanya antara pengguna.

1. **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 percapakan mengenai Ruangguru atau Zenius. Sehingga, sebelum menganalisis masing-masing jaringan sosial yang terbentuk, dataframe dikelompokkan terlebih dahulu berdasarkan konteks percakapan mengenai Ruangguru atau Zenius.

**Kode Program 4.6** Pengelompokan Tweet Mengenai Kedua Perusahaan Edtech

df\_zenius = df[

    (df.tweet.str.contains("zenius") == True)

    &

    ~df.tweet.str.contains(

        "ruangguru|rg|ruang guru")

    ].copy()

df\_ruangguru = df[

    df.tweet.str.contains(

        "ruangguru|rg|ruang guru") == True

    &

    ~df.tweet.str.contains("zenius")

    ].copy()

Kode Program 4.6 adalah script Python untuk mengelompokkan tweet berdasarkan konteks percakapan mengenai Ruangguru atau Zenius. Untuk mengetahui apakah suatu tweet mengandung kata tertentu, maka dapat dilihat dari atribut tweet pada dataframe. 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.

1. **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.

*# function to transform df to edge list form*

def transform\_edglst(*df*):

*# source and target column*

    edglst = *df*[

        ['username',

         'reply\_to\_username']

        ].copy().rename(

            {"username":"Source",

             "reply\_to\_username":"Target"},

*# to lower case*

*axis*=1).applymap(

                lambda *s*:*s*.lower())

*# number of interactions column*

    edglst = edglst.value\_counts(

        ).to\_frame(

            'Jumlah Interaksi').astype(float)

*return* edglst.reset\_index()

*# apply the function*

[edglst\_ruangguru,

 edglst\_zenius] = [transform\_edglst(x)

*for* x *in* [df\_ruangguru,

                             df\_zenius]]

**Kode Program 4.7** Transformasi Data ke Bentuk Edge List

Kode Program 4.7 adalah script Python untuk melakukan transformasi pada dataframe ke bentuk edge list. Pertama, penulis membuat atribut Source dan Target pada edge list. Atribut Source berisi kumpulan nodes yang merepresentasikan nama akun yang membalas tweet, sedangkan atribut Target berisi kumpulan simpul yang merepresentasikan nama akun yang dibalas. Selanjutnya, seluruh data yang bertipe string akan dikonversi menjadi lower case, hal ini dilakukan untuk memudahkan analisis kedepan karena seluruh data sudah konsisten sepenuhnya dalam huruf kecil. Lalu, penulis juga membuat atribut Jumlah Interaksi yang merupakan banyaknya interaksi antara simpul source dan target. 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.

1. **Social Network Analysis (SNA)**

Tahapan selanjutnya adalah mengolah data edge list Ruangguru dan Zenius menggunakan pendekatan SNA. Pertama, penulis akan membuat dua graf Networkx berdasarkan kedua data edge list yang telah kita miliki.

**Kode Program 4.8** Transformasi Edge List ke Graf Tanpa Arah

g\_ruangguru , g\_zenius = [

    nx.from\_pandas\_edgelist(

        x,

*source*='Source',

*target*='Target')

*for* x *in* [edglst\_ruangguru,

              edglst\_zenius]]

*# convert undirected graph*

g\_ruangguru = g\_ruangguru.to\_undirected()

g\_zenius = g\_zenius.to\_undirected()

Kode Program 4.8 adalah script 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 percakapan atau dapat dinotasikan sebagai sisi antara suatu simpul dengan simpul lainnya. Sehingga, arah interaksi atau urutan simpul pada edge list tidak termasuk dalam fokus penelitian ini. Networkx merupakan library dari Python yang berfungsi untuk pembuatan, pengolahan, dan studi tentang struktur jaringan. Dalam penelitian ini, penulis membagi metrik pada SNA menjadi dua jenis, yaitu network properties dan centrality.

1. **Network Properties**

Metrik network properties berguna untuk mendefinisikan karakteristik suatu model jaringan. Adapun beberapa metrik network properties pada penelitian ini antara lain: order, size, density, modularity, diameter, average path length, average degree, dan connected component.

**4.3.1.1 Size dan Order**

Untuk menghitung nilai order (banyaknya simpul) dan nilai size (banyaknya sisi) pada jaringan, penulis menggunakan fungsi order dan size dari library Networkx.

size\_ruangguru, order\_ruangguru = [

      g\_ruangguru.size(),

      g\_ruangguru.order()]

size\_zenius, order\_zenius = [

      g\_zenius.size(),

      g\_zenius.order()]

**Kode Program 4.9** Order dan Size pada Jaringan

Kode Program 4.9 adalah script Python untuk menghitung nilai order dan size pada masing-masing jaringan. Nilai order dan size pada jaringan Ruangguru masing-masing adalah 4.982 dan 5.488, sedangkan untuk jaringan 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.

**4.3.1.2 Density**

Untuk menghitung nilai density atau kerapatan pada jaringan, penulis menggunakan fungsi densitydari library Networkx.

**Kode Program 4.10** Density pada Jaringan

density\_ruangguru = nx.classes.function.density(g\_ruangguru)

density\_zenius = nx.classes.function.density(g\_zenius)

Kode Program 4.10 adalah script Python untuk menghitung nilai density pada masing-masing jaringan. 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.

**4.3.1.3 Modularity**

Untuk menghitung nilai modularity atau kualitas pembagian jaringan ke dalam kelompok dengan algoritma Louvain, penulis menggunakan library Python-Louvain atau Community dari bahasa pemograman Python. Library ini berfungsi sebagai implementasi community detection untuk graf Networkx dengan menggunakan algoritma Louvain.

**Kode Program 4.11** Modularity pada Jaringan

*import* community

*# modularity function*

def modularity(*g*):

    mod = community.modularity(

        community.best\_partition(

*g*, *resolution*=1), *g*)

*return* mod

*# implement the function*

mod\_ruangguru, mod\_zenius = [

    modularity(g)

*for* g *in* [g\_ruangguru,

              g\_zenius]]

Kode Program 4.11 merupakan script Python untuk menghitung nilai modularity pada jaringan dengan menggunakan algoritma Louvain. 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.

**4.3.1.4 Diameter**

Untuk menghitung nilai diameter atau jarak shortest-path terjauh antara sepasang simpul di dalam jaringan, penulis menggunakan fungsi all pairs shortest-path length dari library Networkx dan fungsi max dari bahasa pemograman Python.

*# diameter function*

def diameter(*g*):

*return* max(

        [max(j.values())

*for* (i,j) *in*

         nx.all\_pairs\_shortest\_path\_length(*g*)])

*# implement the function*

d\_ruangguru, d\_zenius = [diameter(x)

*for* x *in*

                         [g\_ruangguru,

                          g\_zenius]]

**Kode Program 4.12** Diameter pada Jaringan

Kode Program 4.12 adalah script Python untuk menghitung nilai diameter pada jaringan. Pertama, penulis mencari jarak shortest-pathpada seluruh pasang simpul di jaringan menggunakan algoritma Breadth-First Search (BFS). Selanjutnya, dari seluruh jarak shortest-path tersebut, dicari jarak yang paling besar menggunakan fungsi max dari bahasa pemograman Python. 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.

**4.3.1.5 Average Path Length**

Untuk menghitung nilai average path length atau rata-rata shortest-path pada setiap pasang simpul di jaringan, penulis menggunakan fungsi all pairs shortest-path length dan order dari library Networkx dan fungsi sum dari bahasa pemograman Python.

*# average path length function*

def avg\_path(*g*):

*return* sum(

        [sum(j.values())

*for* (i,j)

*in* nx.all\_pairs\_shortest\_path\_length(

*g*)])/(*g*.order()\*(*g*.order()-1))

*# implement the function*

avgpath\_ruangguru, avgpath\_zenius = [

    avg\_path(x)

*for* x *in* [g\_ruangguru,

              g\_zenius]]

**Kode Program 4.13** Average Path Length pada Jaringan

Kode Program 4.13 adalah script Python untuk menghitung nilai average path length pada jaringan. Pertama, penulis mencari jarak lintasan terpendekpada seluruh pasang simpul di dalam jaringan dengan menggunakan algoritma BFS. Selanjutnya, dari seluruh jarak lintasan terpendek tersebut, dicari nilai rata-ratanya dengan menggunakan fungsi sum untuk mencari nilai totalnya lalu dibagi dengan banyaknya simpul pada jaringan dengan menggunakan fungsi order. 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.

**4.3.1.6 Average Degree**

Untuk menghitung nilai average degree atau rata-rata dari jumlah sisi yang menghubungkan suatu simpul ke simpul lain di jaringan, penulis menggunakan fungsi degree dan order dari libraryNetworkx dan fungsi sum dari bahasa pemograman Python.

*# average degree function*

def avg\_deg(*g*):

*return* sum(

        [val *for* (node, val)

*in* *g*.degree()]

        )/g.order()

*# implement the function*

avgdeg\_ruangguru, avgdeg\_zenius = [

    avg\_deg(g)

*for* g *in* [g\_ruangguru, g\_zenius]]

**Kode Program 4.14** Average Degree pada Jaringan

Kode Program 4.14 adalah script Python untuk menghitung nilai average degree pada jaringan. Pertama, penulis mencari nilai derajat pada setiap simpul di jaringan. Selanjutnya, dari nilai tersebut, dicari nilai rata-ratanya dengan menggunakan fungsi sum untuk mencari nilai totalnya lalu dibagi dengan banyaknya simpul pada jaringan dengan menggunakan fungsi order. 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 dibandingkan pada jaringan percakapan mengenai Zenius, karena satu simpul dapat menyebarkan informasi menuju lebih banyak simpul lainnya.

**4.3.1.7 Connected Components**

Untuk menghitung nilai connected components atau kelompok simpul yang tidak terkoneksi dengan keseluruhan jaringan, penulis menggunakan fungsi number connected components dari library Networkx.

**Kode Program 4.15** Connected Components pada Jaringan

conn\_ruangguru = nx.number\_connected\_components(g\_ruangguru)

conn\_zenius = nx.number\_connected\_components(g\_zenius)

Kode Program 4.15 adalah script Python untuk menghitung nilai connected components pada jaringan. 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.

Seluruh nilai metrik network properties pada jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru dan Zenius ditunjukkan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Hasil Perhitungan Metrik 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** |

Tabel 4.1 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, yaitu pada metrik size, order, dan average degree. Sedangkan, karakteristik jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius unggul dalam lima kategori, yaitu pada metrik density, modularity, diameter, average path length, dan connected components.

1. **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: degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality, dan eigenvector centrality

**4.3.2.1 Degree Centrality**

Untuk menghitung nilai degree centrality atau jumlah sisi yang dimiliki suatu simpul di dalam jaringan, penulis menggunakan fungsi degree centrality dari library Networkx.

**Kode Program 4.16** Degree Centrality pada Jaringan

*# degree centrality function*

def degree\_c(*g*):

    res = nx.algorithms.centrality.degree\_centrality(*g*)

*return* pd.DataFrame(

        list(zip(list(res.keys()),

                 list(res.values())

                 )),

*columns*=['Node',

                 'Degree Centrality']

        ).sort\_values("Degree Centrality",

*ascending*=False

                 ).reset\_index(*drop*=True)

*# implement the function*

df\_degreecent\_ruangguru, df\_degreecent\_zenius = [degree\_c(x) *for* x *in* [g\_ruangguru,g\_zenius]]

Kode Program 4.16 adalah script Python untuk menghitung nilai degree centrality pada seluruh pengguna di masing-masing jaringan. Output dari kode di atas adalah berupa dua dataframes yang berisi kumpulan pengguna beserta nilai degree centrality yang dimiliki pengguna-pengguna tersebut pada masing-masing jaringan. Lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru ditunjukkan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Lima Pengguna denganNilaiDegree 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 |

Tabel 4.2 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik degree centrality untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, ambisfs, sbmptnfess, dan guidance204. Selanjutnya, lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius ditunjukkan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Lima Pengguna dengan Nilai 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 |

Tabel 4.3 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik degree centrality untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, sbmptnfess, subschfess, sabdaps, dan zenius\_oliv.

**4.3.2.2 Betweenness Centrality**

Untuk menghitung nilai betweenness centrality atau proporsi lintasan terpendek di antara semua pasangan simpul di dalam jaringan yang melewati suatu simpul tertentu, penulis menggunakan fungsi betweenness centrality dari library Networkx.

**Kode Program 4.17** Betweenness Centrality pada Jaringan

*# betweenness centrality function*

def betweenness\_c(*g*):

    res = nx.algorithms.centrality.betweenness\_centrality(*g, normalized=False*)

*return* pd.DataFrame(

        list(zip(list(res.keys()),

                 list(res.values()))),

*columns*=['Node',

                 'Betweenness Centrality']

        ).sort\_values(

            "Betweenness Centrality",

*ascending*=False

            ).reset\_index(*drop*=True)

*# implement the function*

df\_betwenncent\_ruangguru, df\_betwenncent\_zenius = [

    betweenness\_c(x) *for* x *in* [g\_ruangguru,g\_zenius]]

Kode Program 4.17 adalah script Python untuk menghitung nilai betweenness centrality pada seluruh simpul di masing-masing jaringan. Output dari kode di atas adalah berupa dua dataframes yang berisi kumpulan pengguna beserta nilai betweenness centrality yang dimiliki pengguna-pengguna tersebut pada masing-masing jaringan. Lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru ditunjukkan pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4** Lima Pengguna dengan Nilai Betweenness Centrality Tertinggi 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 |

Tabel 4.4 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik betweenness centrality untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, forskyblue, hiromi\_daiji, dan sbmptnfess. Selanjutnya, lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius ditunjukkan pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** Lima Pengguna dengan Nilai 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 |

Tabel 4.5 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik betweenness centrality untuk graf Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, sbmptnfess, subschfess, zenius\_oliv, dan hopefullyperf.

**4.3.2.3 Closeness Centrality**

Untuk menghitung nilai closeness centrality atau rata-rata pada seluruh lintasan terpendek dari suatu simpul ke setiap simpul lainnya di dalam jaringan, penulis menggunakan fungsi closeness centrality dari library Networkx.

**Kode Program 4.18** Closeness Centrality pada Jaringan

*# closeness centrality function*

def closeness\_c(*g*):

    res = nx.algorithms.centrality.closeness\_centrality(*g, wf\_improved=True*)

*return* pd.DataFrame(

        list(zip(list(res.keys()),

                 list(res.values())

                 )),

*columns*=['Node',

                 'Closeness Centrality']

        ).sort\_values("Closeness Centrality",

*ascending*=False

                 ).reset\_index(*drop*=True)

*# implement the function*

df\_closecent\_ruangguru, df\_closecent\_zenius = [

    closeness\_c(x) *for* x *in* [g\_ruangguru,g\_zenius]]

Kode Program 4.18 adalah script Python untuk menghitung nilai closeness centrality pada seluruh simpul di masing-masing jaringan. Output dari kode di atas adalah berupa dua dataframes yang berisi kumpulan pengguna beserta nilai closeness centrality yang dimiliki pengguna-pengguna tersebut pada masing-masing jaringan. Lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru ditunjukkan pada Tabel 4.6.

**Tabel 4.6** Lima Pengguna dengan Nilai 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 |

Tabel 4.6 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik closeness centrality untuk jaringan Ruangguru. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, hiromi\_daiji, subschfess, syafiranurainun, dan sbmptnfess. Selanjutnya, lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius ditunjukkan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** Lima Pengguna dengan Nilai 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 |

Tabel 4.7 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik closeness centrality untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, zenius\_oliv, hopefullyperf, byunpov, dan amsterdamlaf.

**4.3.2.4 Eigenvector Centrality**

Untuk menghitung nilai eigenvector centrality atau nilai kuantitas dan kualitas koneksi dari seluruh simpul di jaringan, penulis menggunakan fungsi eigenvector centrality dari library Networkx.

**Kode Program 4.19** Eigenvector Centrality pada jaringan

*# eigenvector centrality function*

def eigen\_c(*g*):

    res = nx.algorithms.centrality.eigenvector\_centrality(*g, weight=None*)

*return* pd.DataFrame(

        list(zip(list(res.keys()),

                 list(res.values())

                 )),

*columns*=['Node',

                 'Eigenvector Centrality']

        ).sort\_values("Eigenvector Centrality",

*ascending*=False

                 ).reset\_index(*drop*=True)

*# implement the function*

df\_eigencent\_ruangguru, df\_eigencent\_zenius = [eigen\_c(x) *for* x *in* [g\_ruangguru,g\_zenius]]

Kode Program 4.19 adalah script Python untuk menghitung nilai eigenvector centrality pada seluruh simpul di masing-masing jaringan. Output dari kode di atas adalah berupa dua dataframes yang berisi kumpulan pengguna beserta nilai eigenvector centrality yang dimiliki pengguna-pengguna tersebut pada masing-masing jaringan. Lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Ruangguru ditunjukkan pada Tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Lima Pengguna dengan Nilai Eigenvector Centrality Tertinggi 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 |

Tabel 4.8 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik eigenvector centrality untuk jaringan Ruangguru. Kelima simpul tersebut adalah akun schfess, subschfess, ambisfs, sbmptnfess, dan guidance204. Selanjutnya, lima peringkat tertinggi pada dataframe untuk jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius ditunjukkan pada Tabel 4.9.

**Tabel 4.9** Lima Pengguna dengan Nilai 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 |

Tabel 4.9 menunjukkan lima pengguna teratas pada metrik eigenvector centrality untuk jaringan Zenius. Kelima pengguna tersebut adalah akun schfess, subschfess, sbmptnfess, zenius\_oliv, dan hopefullyperf.

**Tabel 4.10** Seluruh Hasil Perhitungan 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 |

Tabel 4.10 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. Hal ini menunjukkan bahwa ketiga akun tersebut merupakan key actor dalam penyebaran informasi pada jaringan Ruangguru.

**Tabel 4.11** Seluruh Hasil Perhitungan 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 |

Tabel 4.11 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 kedua akun tersebut merupakan key actor dalam penyebaran informasi pada jaringan Zenius.

1. **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. Namun, sebelum itu, penulis akan melakukan tranformasi kedua data graf Networkx ke dalam bentuk file Graph Exchange XML Format (GEXF).

*# adding attributes to graph function*

def data\_to\_gephi(*g*):

    nx.set\_node\_attributes(

*g*,

        community.best\_partition(

*g*, *resolution*=1),

        "Modularity Class")

    nx.set\_node\_attributes(

*g*,

        nx.betweenness\_centrality(

*g*),

        "Betweenness Centrality")

*return* *g*

*# implement the function*

g\_ruangguru, g\_zenius = [data\_to\_gephi(x) *for*

                         x *in* [g\_ruangguru,

                               g\_zenius]]

nx.write\_gexf(g\_ruangguru, "ruangguru.gexf")

nx.write\_gexf(g\_zenius, "zenius.gexf")

**Kode Program 4.20** Transformasi Data Graf Networkx ke File GEXF

Kode Program 4.20 adalah script Python untuk melakukan tranformasi data graf Networkx ke file dengan format GEXF. GEXF merupakan format yang digunakan untuk menggambarkan struktur jaringan beserta atributnya dan dapat digunakan sebagai format pertukaran antara aplikasi grafik.

Terdapat dua atribut pada jaringan yang akan membantu dalam pengolahan visualisasi jaringan pada aplikasi Gephi, yaitu atribut pada metrik modularity dan betweenness centrality. Metrik modularity dibutuhkan pada tahap visualisasi karena dapat menunjukkan kelompok atau klaster 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. Selanjutnya, kedua files GEXF tersebut diolah dalam aplikasi Gephi. Gambar 4.1 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 %.

****

**Gambar 4.1** Visualisasi Jaringan Ruangguru

Daftar lima kelompok terbesar pada jaringan Ruangguru beserta atributnya ditunjukkan pada Tabel 4.12.

**Tabel 4.12** 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 |

Sealnjutnya, untuk visualisasi model jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius ditunjukkan pada Gambar 4.2.

****

**Gambar 4.2** Visualisasi Jaringan Zenius

Gambar 4.2 adalah visualisasi model jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius. Terdapat 11 kelompok atau klaster besar di dalam jaringan (kelompok yang diberikan warna). Daftar lima kelompok terbesar pada jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai Zenius beserta atributnya ditunjukkan pada Tabel 4.13.

**Tabel 4.13** 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 |

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 keseluruhan jaringan 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 simpul di dalam kelompok masing-masing, key actors tersebut juga berpengaruh dalam penyebaran informasi pada seluruh simpul di dalam jaringan.

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

# BAB V

# Kesimpulan dan Saran

## Kesimpulan

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

1. Implementasi SNA dalam menganalisis karakteristik suatu jaringan sosial dapat menggunakan metrik network properties. Berdasarkan hasil perhitungan dan perbandingan metrik network properties yang telah dilakukan pada tahapan sebelumnya, jaringan percakapan pengguna Twitter mengenai perusahaan edtech yang paling 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. Implementasi SNA dalam mengidentifikasi pengguna Twitter yang paling berpengaruh (key actor) di antara semua pengguna lain yang ada di dalam suatu jaringan dapat menggunakan metrik centrality. Melalui perhitungan metrik degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality, dan eigenvector centrality yang telah dilakukan pada tahapan sebelumnya, didapatkan key actors pada masing-masing jaringan. Key actors pada jaringan Ruangguru adalah akun schfess, subschfess, dan sbmptnfess. Sedangkan, key actors pada jaringan Zenius adalah akun schfess dan zenius\_oliv. Selain di dalam jaringan, akun-akun tersebut juga merupakan key actors 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 actors tersebut juga berpengaruh dalam penyebaran informasi pada seluruh pengguna di dalam jaringan.

## Saran

Berdasarkan hasil analisis dan penelitian pada tahapan sebelumnya, terdapat beberapa saran bagi perusahaan:

1. Akun Twitter perusahaan dapat lebih aktif lagi melakukan engagement atau interaksi dengan followers yang dimiliki. 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 pengguna yang merupakan key actors pada jaringan Ruangguru dan Zenius merupakan akun-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 penilitian 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

Antoniadis, I., & Charmantzi, A. (2016). Social network analysis and social capital in marketing: theory and practical implementation. *International Journal of Technology Marketing*, *11*, 344. https://doi.org/10.1504/IJTMKT.2016.077387

*EdTech Startups in Indonesia | Tracxn*. (n.d.). Retrieved June 26, 2022, from https://tracxn.com/explore/EdTech-Startups-in-Indonesia

Fornito, A., Zalesky, A., & Bullmore, E. (2016). *Fundamentals of brain network analysis*. Academic Press.

Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.

Hartsfield, N., & Ringel, G. (2013). *Pearls in graph theory: a comprehensive introduction*. Courier Corporation.

Himelboim, I., & Golan, G. (2019). A Social Networks Approach to Viral Advertising: The Role of Primary, Contextual, and Low Influencers. *Social Media + Society*, *5*, 205630511984751. https://doi.org/10.1177/2056305119847516

*Individuals using the Internet (% of population) - Indonesia | Data*. (n.d.). Retrieved June 25, 2022, from https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.USER.ZS?locations=ID

Litterio, A., Nantes, E. A., Larrosa, J., & Gómez, L. (2017). Marketing and social networks: a criterion for detecting opinion leaders. *European Journal of Management and Business Economics*, *26*, 347–366. https://doi.org/10.1108/EJMBE-10-2017-020

*Merayakan 17 Tahun Zenius*. (n.d.). Retrieved June 25, 2022, from https://www.zenius.net/blog/merayakan-17-tahun-zenius

Mollett, A., Moran, D., & Dunleavy, P. (2011). *Using Twitter in university research, teaching and impact activities*.

*Network Science by Albert-László Barabási*. (n.d.). Retrieved November 9, 2021, from http://networksciencebook.com/

Oliveira, M., & Gama, J. (2012). An overview of social network analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *2*. https://doi.org/10.1002/widm.1048

Riaz, B., Yarrow, N., & Cali, M. (2020). EdTech in Indonesia: Ready for Take-off. *World Bank, Washington DC*.

*Ruangguru Tutup Tahun 2020 dengan Melayani Lebih dari 22 Juta Pengguna di Indonesia*. (n.d.). Retrieved June 25, 2022, from https://www.ruangguru.com/blog/ruangguru-tutup-tahun-2020-dengan-melayani-lebih-dari-22-juta-pengguna-di-indonesia

Scott, J., & Stokman, F. (2015). Social Networks. *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*. https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.32101-8

Soboleva, A., Burton, S., & Khan, A. (2015). *Marketing with Twitter: Challenges and Opportunities* (pp. 1–39). https://doi.org/10.4018/978-1-4666-8408-9.ch001

‘

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

LAMPIRAN

**Lampiran 1**

Tabel Deskripsi Atribut pada Data

|  |  |
| --- | --- |
| **Atribut** | **Deskripsi** |
| Id | ID dari tweet |
| Conversation\_id | ID dari tweet tipe percakapan |
| Created\_at | Waktu keseluruhan saat mengirim tweet |
| Date | Tanggal saat mengirim tweet |
| Time | Waktu saat mengirim tweet |
| Timezone | Zona waktu dari user yang mengirim tweet |
| User\_id | ID dari user yang mengirim tweet |
| Username | Username dari user yang mengirim tweet |
| Name | Nama dari user yang mengirim tweet |
| Tweet | Isi dari tweet |
| Language | Bahasa dari tweet |
| Mentions | User yang disebutkan dalam tweet |
| Urls | URL yang disebutkan dalam tweet |
| Photos | Media foto yang diunggah dalam tweet |
| Replies\_count | Banyaknya user yang membalas tweet |
| Retweets\_count | Banyaknya user yang retweet |
| Likes\_count | Banyaknya user yang menyukai tweet |
| Hashtags | Frasa kata kunci dengan tagar dalam tweet |
| Link | URL yang merujuk pada tweet |
| Video | Media video yang diunggah dalam tweet |
| Reply\_to | User yang membalas tweet |
| Geo | Lokasi yang berasosiasi dengan tweet |
| Translate | Hasil terjemahan dari tweet |
| Cashtags | Frasa kata kunci dengan tanda dollar di tweet |

**Lampiran 2**

Tabel Edge List Ruangguru

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Source** | **Target** | **Jumlah Interaksi** |
| 7chillboo | kjnchsolo | 1.440 |
| morphoflies | junkyukime | 1.040 |
| exosalien | junkyukime | 1.000 |
| mactaadid | kyutieshii | 550 |
| yourarians | sbmptnfess | 360 |
| mumarisatulhk | schfess | 360 |
| dian\_renataa | schfess | 350 |
| helloyoon4 | sbmptnfess | 340 |
| guidance204 | schfess | 340 |
| syafiranurainun | schfess | 270 |
| guidance204 | subschfess | 250 |
| mumarisatulhk | subschfess | 220 |
| jeinneblackpink | subschfess | 210 |
| dian\_renataa | subschfess | 210 |
|  |  |  |
| hasahihasahi | hyunsuksis\_ | 10 |
| hasahihasahi | bxxxyedam | 10 |
| hasahihasahi | ailurocfie | 10 |
| harvkyvsvk | swidays7 | 10 |
| harvezmoon | taytawanreal | 10 |
| haruvairy | yoshaurs | 10 |
| harutodongsaeng | misellia\_ | 10 |
| harutodongsaeng | justjustinpark | 10 |
| harutobaby\_\_ | reinxc\_ | 10 |
| harutoair | ambisfs | 10 |
| zzzcapricorn | convomf | 10 |

**Lampiran 3**

Tabel Edge List Zenius

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Source** | **Target** | **Jumlah Interaksi** |
| helloyoon4 | sbmptnfess | 340 |
| helloyoon4 | utbkfess | 210 |
| byunpov | subschfess | 150 |
| hopefullyperf | subschfess | 140 |
| byunpov | schfess | 110 |
| lizzypeachyy | schfess | 100 |
| zenius\_oliv | subschfess | 90 |
| gabriux1 | dinges\_zenius | 90 |
| zeniusambis | schfess | 80 |
| hopefullyperf | schfess | 80 |
| helloyoon4 | subschfess | 80 |
| zenius\_oliv | schfess | 70 |
| hopefullyperf | sbmptnfess | 60 |
| keyystudies | subschfess | 50 |
|  |  |  |
| hijustcallwawa | notyourexxx\_ | 10 |
| honeyberryys | smkfess | 10 |
| homerunballcola | schfess | 10 |
| hoezxvirgo | denmanly | 10 |
| hobimakancanai | bertanyarl | 10 |
| hngrenjun\_\_ | tkmwe2wkcbytzlv | 10 |
| hjsl0ve | flowwlinn | 10 |
| hisspiyaya | subschfess | 10 |
| hisammula | schfess | 10 |
| hiresapps | prkdlx | 10 |
| hiraahero | itzjaraaa | 10 |

**Lampiran 4**

Tabel Metrik Centrality pada Jaringan Ruangguru

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Pengguna** | **DC** | **BC** | **CC** | **EC** |
| 1 | schfess | 0.092 | 1997242.995 | 0.182 | 0.612 |
| 2 | subschfess | 0.064 | 1349604.866 | 0.170 | 0.286 |
| 3 | ambisfs | 0.060 | 843058.766 | 0.146 | 0.138 |
| 4 | sbmptnfess | 0.045 | 884745.103 | 0.165 | 0.121 |
| 5 | guidance204 | 0.019 | 395194.528 | 0.165 | 0.072 |
| 6 | dian\_renataa | 0.015 | 282605.591 | 0.163 | 0.067 |
| 7 | paniijjekhyuk | 0.012 | 418155.367 | 0.106 | 0.000 |
| 8 | bertanyarl | 0.010 | 173097.511 | 0.132 | 0.007 |
| 9 | convomf | 0.010 | 176510.194 | 0.146 | 0.021 |
| 10 | rut0w0rld\_ | 0.009 | 199741.383 | 0.093 | 0.000 |
| 11 | utbkfess | 0.009 | 241895.408 | 0.153 | 0.037 |
| 12 | sabdaps | 0.009 | 153180.923 | 0.118 | 0.001 |
| 13 | zenius\_oliv | 0.009 | 230035.829 | 0.156 | 0.053 |
| 14 | hopefullyperf | 0.008 | 183037.786 | 0.154 | 0.050 |
| 15 | schfess | 0.008 | 170867.502 | 0.161 | 0.058 |
|  |  |  |  |  |  |
| 5.479 | beeerdebuuu | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.480 | yayoungiee | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.481 | tresno\_arto | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.482 | ydelfay | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.483 | highekspektasi | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.484 | wtfjaktim | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.485 | thaiteastudy | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.486 | zlaraaa27 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.487 | asdfghjkioveyou | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 5.488 | yparkdam | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

**Lampiran 5**

Tabel Metrik Centrality pada Jaringan Zenius

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Pengguna** | **DC** | **BC** | **CC** | **EC** |
| 1 | schfess | 0.141 | 483501.500 | 0.206 | 0.694 |
| 2 | sbmptnfess | 0.079 | 260140.353 | 0.177 | 0.066 |
| 3 | subschfess | 0.071 | 248605.167 | 0.174 | 0.109 |
| 4 | sabdaps | 0.019 | 60762.333 | 0.132 | 0.002 |
| 5 | zenius\_oliv | 0.018 | 134208.989 | 0.197 | 0.054 |
| 6 | bertanyarl | 0.017 | 55184.864 | 0.148 | 0.005 |
| 7 | hopefullyperf | 0.017 | 101940.437 | 0.190 | 0.051 |
| 8 | convomf | 0.014 | 42055.356 | 0.141 | 0.010 |
| 9 | utbkfess | 0.013 | 64103.409 | 0.147 | 0.011 |
| 10 | byunpov | 0.009 | 57172.050 | 0.185 | 0.049 |
| 11 | zenambis | 0.007 | 26876.694 | 0.148 | 0.038 |
| 12 | ambisfs | 0.007 | 20555.743 | 0.134 | 0.009 |
| 13 | vickyutami2 | 0.007 | 14675.470 | 0.140 | 0.007 |
| 14 | gapyearfess | 0.006 | 14597.241 | 0.144 | 0.006 |
| 15 | keyystudies | 0.004 | 16830.344 | 0.162 | 0.043 |
|  |  |  |  |  |  |
| 2.595 | sumberprotein | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.596 | cryptosanthoshg | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.597 | tupfai | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.598 | kokoradenmogu | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.599 | ytaeluvv | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.600 | physiciansoon | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.601 | ytanakamo | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.602 | pramidew | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.603 | mahirahaul | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| 2.604 | sweety0ngg | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

**Lampiran 6**

Tabel Modularity Class pada Jaringan Ruangguru

|  |  |
| --- | --- |
| **Pengguna** | **Modularity Class** |
| 7chillboo | 0 |
| kjnchsolo | 0 |
| morphoflies | 1 |
| junkyukime | 1 |
| exosalien | 1 |
| mactaadid | 2 |
| kyutieshii | 2 |
| yourarians | 3 |
| sbmptnfess | 4 |
| mumarisatulhk | 5 |
| schfess | 6 |
| dian\_renataa | 3 |
| helloyoon4 | 81 |
| guidance204 | 8 |
|  |  |
| hayitanis | 4 |
| haurucastle | 9 |
| hataraca | 31 |
| gistudees | 31 |
| ailurocfie | 650 |
| harvezmoon | 32 |
| taytawanreal | 32 |
| haruvairy | 98 |
| harutobaby\_\_ | 888 |
| harutoair | 10 |
| zzzcapricorn | 9 |

**Lampiran 7**

Tabel Modularity Class pada Jaringan Zenius

|  |  |
| --- | --- |
| **Pengguna** | **Modularity Class** |
| helloyoon4 | 0 |
| sbmptnfess | 20 |
| utbkfess | 0 |
| byunpov | 29 |
| subschfess | 3 |
| hopefullyperf | 95 |
| schfess | 5 |
| lizzypeachyy | 20 |
| zenius\_oliv | 0 |
| gabriux1 | 7 |
| dinges\_zenius | 7 |
| zeniusambis | 0 |
| keyystudies | 9 |
| maillov\_ | 5 |
|  |  |
| flowwlinn | 223 |
| hisspiyaya | 3 |
| hisammula | 5 |
| hiresapps | 239 |
| hiraahero | 20 |
| hipokritx | 5 |
| hinumaaa | 32 |
| hilmiluthfi\_ | 16 |
| flammable\_\_ | 16 |
| zxcvopw | 17 |
| akutehbulan | 17 |

“Halaman ini sengaja dikosongkan”

BIODATA PENULIS

****Adrian Maulana Muhammad, atau biasa dipanggil Adrian, lahir di Ujung Pandang pada tanggal 18 Juli 1996. Pendidikan formal yang sudah ditempuh oleh penulis dimulai dari TK Antam Pomalaa, SDI Al-Ikhlas Jakarta, SMPN 85 Jakarta, dan SMAN 34 Jakarta. Untuk saat ini penulis sedang menempuh Pendidikan S1 di Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Analitika Data, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Selama berkuliah penulis mengambil bidang minat Ilmu Komputer, khususnya bidang Pembelajaran Mesin dan Big Data. Selama kuliah, penulis aktif mengikuti kepanitiaan event, diantaranya OMITS (Olimpiade Matematika ITS) sebagai Ketua Koordinator Akomodasi dan Transportasi (2017). Penulis juga mengikuti beberapa pelatihan pada bidang ilmu komputer, salah satunya adalah Google Developers Kejar (2019). Selain itu penulis juga aktif dalam berbagai pelatihan kemahasiswaan seperti LKMM Pra-TD, LKMM TD, pelatihan PKM GT, Mathematics Heroes School, dsb. Dalam penulisan Tugas Akhir ini tidak lepas dari kekurangan, untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran mengenai penulisan Tugas Akhir ini yang dapat dikirimkan melalui e-mail ke adrian.m.muhammad@gmail.com.Terimakasih.