Pemanfaatan Graf pada Perhitungan Centrality dan Visualisasi Social Network Analysis (SNA)

Marcellus Michael Herman Kahari– 13520057
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia
13520057@std.stei.itb.ac.id

Abstract— Social Network Analysis adalah studi yang mempelajari tentang hubungan antar manusia dengan menggunakan teori graf. SNA digunakan untuk mengetahui bagaimana interaksi pertemanan antar pengguna dan memahami bagaimana pengaruh seseorang terhadap menyebarnya suatu informasi. Centrality adalah pengukuran untuk mengetahui node manakah yang berperan penting dalam suatu graf. Dalam makalah ini, akan dilakukan perhitungan terhadap centrality dengan menggunakan empat metode, yaitu degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality, dan eigenvector centrality. Digunakan bantuan aplikasi SocNetV untuk melakukan perhitungan dan visualisasi SNA.

Keywords— SNA, Graf, Centrality, Hubungan

I. PENDAHULUAN

Social Network atau dapat disebut sebagai jejaring sosial dapat didefinisikan sebagai struktur sosial yang terdiri atas elemen-elemen organisasi atau individual. Istilah *social network* diperkenalkan oleh Prof. J.A.Barnes pada tahun 1954.

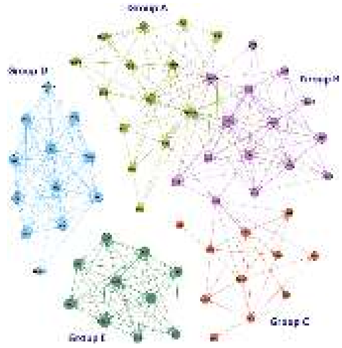
Layanan *social network* pada umumnya berbentuk sebuah web yang dilengkapi oleh berbagai fitur sehingga penggunanya dapat saling berkomunikasi. Contoh dari layanan *social network* berbasis web adalah Facebook, Twitter, dan Pinterest.

Dari istilah *social network*, muncul istilah baru, yaitu *social network analysis*. *Social network analysis* (SNA) adalah studi yang mempelajari tentang hubungan antar manusia dengan menggunakan teori graf. Graf pada SNA terdiri dari *node* dan *edge*. *Node* menggambarkan sebagai individu manusia dan *edge* menggambarkan sebagai hubungan pertemanan antar individu. Menurut Otte dan Rousseau, SNA dapat digunakan sebagai alat untuk pengambilan informasi, seperti informasi hubungan interaksi dan pertemanan antar pengguna, dan hubungan tersebut dapat digambarkan dalam bentuk graf. Selain itu, SNA juga dapat digunakan untuk memahami bagaimana suatu informasi tersebar ke berbagai pengguna.

II. TEORI DASAR

A. Social Network Analysis

Menurut Tsvetovat & Kouznetsov (2011), *social network analysis* (SNA) adalah sebuah studi yang mempelajari tentang hubungan antar manusia dengan memanfaatkan teori pada graf. Dengan memanfaatkan teori graf, SNA mampu memeriksa struktur dari hubungan sosial di dalam suatu kelompok untuk mengungkapkan hubungan informal antar individu. Melalui SNA, hubungan sosial dalam hal teori jaringan dapat dipandang sebagai *node* dan *edge*. *Node* adalah manusia dan *edge* adalah hubungan antar manusia. Pada dasarnya, sebuah jaringan sosial merupakan sebuah peta yang terdiri dari banyak manusia dan terdapat relasi antar manusia tersebut.



. Gambar 2.1 Contoh dari *SNA*
Sumber : https://journals.plos.org/

B. Teori Graf

a. Definisi Formal Graf Secara Umum

Menurut Zubaidah Amir (2010), Jika terdapat sebuah graf G, maka graf tersebut berisikan dua himpunan yaitu himpunan hingga tak kosong *V(G)* yang elemen-elemennya disebut titik dan himpunan serta mungkin kosong, dan *E(G)* yang elemen-elemennya disebut sebagai sisi, sedemikian hingga setiap elemen *e* dalam *E(G)* adalah sebuah pasangan tidak berurutan dari titik *V(G)*. *V(G)* disebut himpunan titik-titik atau *node* dari G dan *E(G)* disebut himpunan sisi atau *edge* dari G.

Berdasarkan pengertian di atas, dapat disimpulkan bahwa graf adalah kumpulan dari dua himpunan, yaitu himpunan berhingga yang tak kosong *V(G)* yang elemennya dapat disebut sebagai titik atau *node* dan himpunan yang mungkin kosong *E(G)* yang elemennya dapat disebut sebagai sisi atau *edge*. Maka dapat dinotasikan bahwa setiap elemen *e* yang merupakan anggota dari *E(G)* ($\forall e \in E(G)$) adalah sebuah pasangan tak berurut dari titik-titik di *V(G)*.

b. Definisi Formal Graf Sederhana

Suatu graf G sederhana, dinotasikan sebagai,

$$G = (V, E)$$

Dengan pasangan V dan E, dimana V adalah himpunan tak kosong yang berisi seluruh simpul pada graf tersebut dan E merupakan himpunan sisi pada graf tersebut. Secara definisi formalnya, himpunan E dapat dalam notasi matematika

$$E \subseteq \{\{u,v\} \mid u,v \in V\}$$

Sebagai contoh, graf pada gambar di bawah dapat dinyatakan sebagai graf $G = (V,E)$ dimana himpunan titik V adalah

$$V(G) = \{a,b,c,d,e,f\}$$

Dan himpunan sisi E adalah

$$E(G) = \{ab, af, bc, bf, cd, ce, fe\}$$

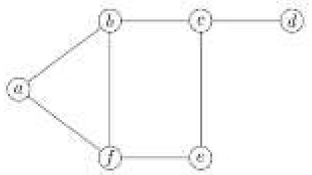
Sedemikian sehingga order graf G adalah

$$G = |V|$$

Dan ukuran graf G adalah

$$G = |E|$$

Graf ini merupakan graf tidak berarah tanpa sisi ganda. Graf ini dapat disebut pula sebagai graf sederhana, sebab tidak memiliki sisi ganda maupun sisi gelang.



Gambar 2.2 Contoh dari Graf Sederhana
Sumber :
https://www.usd.ac.id/fakultas/pendidikan/s1pkim/f1l3/20171116-Bermain-Graf_opt.pdf

c. Definisi Formal Graf Berarah

Suatu graf G sederhana, dinotasikan sebagai,

$$G = (V,E)$$

Dengan pasangan V dan E, dimana V adalah himpunan tak kosong yang berisi seluruh simpul pada graf tersebut dan E merupakan himpunan sisi pada graf tersebut. Secara definisi formalnya, himpunan E dapat dalam notasi matematika

$$E \subseteq V \, x \, V$$

Dari definisi graf tersebut, dikatakan bahwa sisi $e_1, e_2 \in E$ adalah sisi ganda (*parallel edge)*, apabila $f(e_1) = f(e_2)$. Sisi $e \in E$ dikatakan sebagai gelang jika (*loop*) jika $f(e) = (u,u)$ atau $f(e) = \{u,u\} = \{u\}$.

d. Definisi Formal Graf Berhingga dan Tak Berhingga Graf

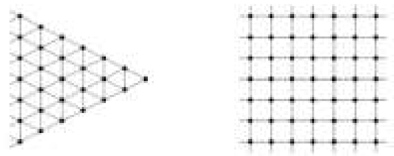
Dari penjabaran sebelumnya, dapat dilihat bahwa graf secara definisi formalnya dapat dituliskan sebagai

$$G = (V,E)$$

untuk graf sederhana, dengan V adalah himpunan dari simpul atau *node*, dan E adalah himpunan dari sisi atau *edge*.

Graf dapat dibagi menjadi dua berdasarkan banyaknya simpul, yaitu graf berhingga dan graf tak berhingga. Menurut definisi formalnya, sebuah graf *G = (V,E)* dikatakan sebagai graf berhingga (*limited graph)* jika V adalah himpunan berhingga atau dengan kata lain, $|V| = n$ untuk suatu n yang memenuhi $n \in N$. Jika V tidak berhingga, G dapat dikatakan sebagai suatu graf tak berhingga (*unlimited graph)*.

Pada penulisan makalah ini, penulis menggunakan graf berhingga untuk mengilustrasikan SNA.



Gambar 2.3 Contoh dari Graf Tak Berhingga
Sumber : https://123dok.com/document/zgr0nl2q-gambar-jaringan-jalan-raya-di-provinsi-jawa-tengah.html

e. Definisi Formal Ketetanggaan Graf

Untuk setiap graf G, terdapat $G = (V,E,f), v_1$ yang dikatakan bertetangga atau bersisian (*adjacent*) dengan v_2 atau sebaliknya jika terdapat $e \in E$ dengan sifat $f(e) = \{v_1, v_2\}$ atau terdapat $G = (V,E), v_1$ yang dikatakan bertetangga dengan v_2 atau sebaliknya jika terdapat $(v_1, v_2) \in E$. Apabila $f(e) = \{v_1, v_2\}$ atau $\{v_1, v_2\} \in E$, maka v_1 dapat dikatakan sebagai simpul awal dan v_2 sebagai simpul akhir dari sisi $e \in E$.

f. Definisi Formal Derajat Suatu Simpul pada Graf Berarah

Misalkan $G = (V,E,f)$ adalah suatu graf berarah.Jika $v \in V$, derajat masuk simpul pada graf G didefinisikan sebagai $d^-(v)$ atau $d_{in}(v)$ merupakan banyaknya sisi pada simpul akhir v. Derajat keluar simpul pada graf G didefinisikan sebagai $d^+(v)$ atau $d_{out}(v)$ merupakan banyaknya sisi pada simpul awal v.

C. Adjacency Matrix

Dimisalkan terdapat suatu graf G dimana $G = (V,E,f)$ adalah suatu graf berarah analog dengan $|V| = n$, maka matriks ketetanggaan atau *adjacency matrix* dapat didefinisikan sebagai matriks $A_G = [a_{ij}]$ yang berukuran $n \; x \; n$ dengan

$$a_{ij} = \begin{cases} n, jika \left|\{e \in E \middle| f(e) = (v_i, v_j)\}\right| = n \\ 0, lainnya. \end{cases}$$

Atau $G = (V,E)$ merupakan suatu graf tak berarah yang tidak memiliki sisi ganda namun dapat memiliki sisi gelang sehingga

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, jika \; (v_i, v_j) = 1 \\ 0, lainnya \end{cases}$$

Berdasarkan definisi formal di atas, penulis menggunakan skala biner 1 untuk menyatakan apakah ada hubungan relasi antar individu, 0 jika tidak.

Ada dua tipe dari *adjacency matrix*. Tipe yang pertama yaitu asimetris. Contoh dari tipe asimetris adalah jika A berteman dengan B tetapi B tidak berteman dengan A. Tipe yang kedua yaitu simetris. Contoh dari tipe simetris adalah A berteman dengan B dan B berteman dengan A. Dua tipe *adjacency* matrix ini terdapat pada jaringan sosial. Berikut contoh dari *adjacency matrix* bertipe simetris.

	A	B	C	D
A	-	1	1	0
B	1	-	0	0
C	1	0	-	1
D	0	0	1	-

Tabel 2.4 Contoh dari *adjacency matrix*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

D. Algoritma Dijkstra

Algoritme Dijkstra, (sesuai penemunya, Edsger Dijkstra), didefinisikan sebagai sebuah algoritma yang dipakai dalam memecahkan permasalahan mencari jarak terpendek (*shortest path problem*) untuk sebuah graf. Algoritma Dijkstra dipublikasikan pada tahun 1959 di jurnal Numerische Mathematik dan dianggap sebagai algoritma *greedy*. Algoritma ini tidak hanya sekedar mencari jalur menuju lokasi yang dituju, melainkan juga mencari jalur terpendek dari seluruh kemungkinan yang ada.

E. Centrality

Konsep sentralitas merupakan konsep untuk mengetahui tentang menonjol atau tidaknya suatu *node* dalam suatu jaringan berbentuk graf. Sentralitas (*centrality*) didefinisikan sebagai ukuran pada graf yang digunakan dalam menganalisis jaringan untuk menemukan struktur penting dari *node* dan sisi atau *edge*. Sentralitas umumnya menetapkan pentingnya suatu node berdasarkan struktur pada suatu graf.

Menurut Tsvetova M dan Kouznetsov A (2011), ukuran dalam sentralitas yang digunakan secara luas dalam analisis jaringan berbentuk graf: derajat sentralitas (*degree centrality*), keantaraan (*betweenness centrality*), kedekatan (*closeness centrality*), dan *eigenvector centrality*.

a. *Degree Centrality*
Menurut V Latora dan M Marchiori (2007), *degree centrality* didefinisikan sebagai salah satu cara dalam mengukur sentralitas dalam suatu graf yang berfokus pada seberapa banyak atau jumlah suatu *node* terhubung dengan *node* lainnya. *degree centrality* dirumuskan dengan

$$C_i^D = \frac{k_i}{N-1} = \frac{\sum_{j \in G} aij}{N-1}$$

Dengan
C_i^D = bobot nilai *degree centrality*
k_i = derajat *node* ke-1
N = jumlah *node* dalam suatu graf

b. *Betweenness Centrality*
Menurut V Latora dan M Marchiori (2007), *betweenness centrality* dapat diartikan sebagai salah satu cara dalam mengukur sentralitas suatu jaringan yang berfokus pada seberapa banyak suatu node menghubungkan antara *node* yang satu ke *node* lainnya. Perhitungan ini menggunakan bantuan algoritma dijkstra untuk mengetahui jalur terpendek dari node j ke k. *betweenness centrality* dirumuskan dengan

$$C_i^B = \frac{1}{(N-1)(N-2)} \sum_{j \in G, j \neq i} \sum_{k \in G, k \neq i, k \neq j} \frac{n_{jk}(i)}{n_{jk}}$$

Dengan
C_i^B= bobot nilai *betweenness centrality*
N = jumlah *node* dalam suatu graf
n_{jk} = jumlah jalur terpendek dari *node* j ke k
$n_{jk}(i)$ = jumlah jalur terpendek yang melalui i

c. *Closeness Centrality*
Menurut V Latora dan M Marchiori (2007), *closeness centrality* dapat didefinisikan sebagai salah satu cara untuk mengukur sentralitas dalam suatu jaringan yang berfokus pada seberapa banyak suatu *node* yang memiliki jarak terkecil (minimum) dengan *node-node* lainnya. *closeness centrality* dirumuskan dengan

$$C(x) = \frac{1}{\sum_y d(x,y)}$$

Dengan
$C(x)$ = bobot nilai *closeness centrality*
$d(x,y)$ = jarak antara x dan y

d. *Eigenvector Centrality*
Di dalam teori graf, *eigenvector centrality* atau dapat disebut pula sebagai *eigencentrality* atau *prestige score,* adalah metode untuk mengukur pengaruh suatu *node* pada suatu graf. Konsep ini didasarkan pada semakin banyak suatu *node* terhubung dengan *node* yang memiliki skor yang tinggi, semakin besar pula skor dari *node* tersebut dibandingkan *node* yang terhubung dengan *node* lain yang berskor rendah. Turunan dari *eigencentrality* ini adalah Google's PageRank dan Katz Centrality. *Eigencentrality* dirumuskan dengan

$$x_v = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in M(v)} x_t$$

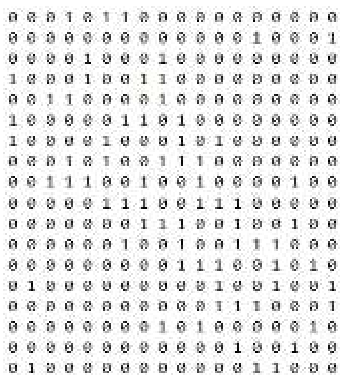
$$x_v = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in G} a_{v,t} x_t$$

Dengan
x_v= skor relatif dari *centrality*
$M(v)$= pasangan dari *v*
λ = konstanta

III. PEMBAHASAN

A. Data Percobaan

Penulis membuat data *dummy* yang merepresentasikan sebagai individu dan hubungan antar individu. Data *dummy* tersebut terdiri dari 18 *node* yang menggambarkan individu manusia dan data dituliskan dalam bentuk *adjacency matrix*.



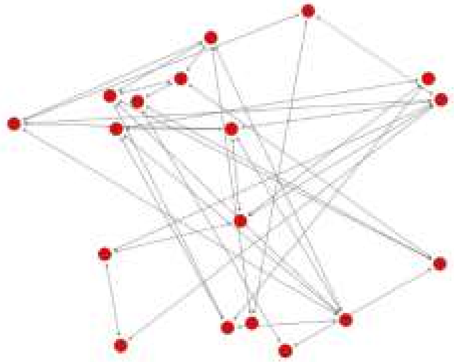
0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0

Gambar 3.1.1 Data *dummy* yang digunakan
Sumber : Dokumentasi pribadi

B. Visualisasi Data

Dalam melakukan visualisasi data dalam bentuk graf, penulis menggunakan bantuan aplikasi *open source* yang bernama Socnetv. Aplikasi ini adalah aplikasi *cross-platform, user-friendly*, dan gratis digunakan oleh pengguna serta berguna untuk SNA dan visualisasinya.

Hasil dari visualisasi tersebut ditampilkan dalam bentuk suatu graf berarah dengan masing-masing *node* terhubung terhadap satu sama lain. *Node* yang memiliki jumlah derajat terbanyak adalah *node* nomor 9 dan nomor 10, sementara *node* dengan jumlah derajat paling sedikit adalah *node* nomor 2, 3, dan 17.



Gambar 3.2.1 Visualisasi Data dari data *dummy*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

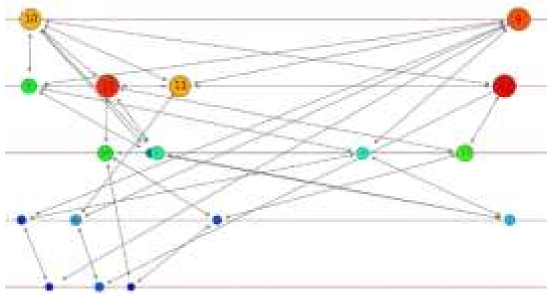
C. Degree Centrality

Node	Label	DC	DC'	%DC'
1	1	3.000000	0.176471	17.647059
2	2	2.000000	0.117647	11.764706
3	3	2.000000	0.117647	11.764706
4	4	4.000000	0.235294	23.529412
5	5	3.000000	0.176471	17.647059
6	6	4.000000	0.235294	23.529412
7	7	4.000000	0.235294	23.529412
8	8	5.000000	0.294118	29.411765
9	9	6.000000	0.352941	35.294118
10	10	6.000000	0.352941	35.294118
11	11	5.000000	0.294118	29.411765
12	12	5.000000	0.294118	29.411765
13	13	5.000000	0.294118	29.411765
14	14	4.000000	0.235294	23.529412
15	15	4.000000	0.235294	23.529412
16	16	3.000000	0.176471	17.647059
17	17	2.000000	0.117647	11.764706
18	18	3.000000	0.176471	17.647059

Tabel 3.3.1 Visualisasi dari *degree centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Tabel 3.3.1 berisikan hasil perhitungan dari *degree centrality*. Dari tabel tersebut, dapat terlihat bahwa hasil perhitungan *degree centrality* tertinggi terdapat pada *node* 9 dan *node* 10, yaitu 0.352941. Sementara *degree centrality* terendah terdapat pada *node* 2, 3, dan 17, yaitu 0.117647. Rata-rata dari *degree centrality* pada tabel 3.3.1 adalah 0.228758 dan variannya adalah 0.005340. Semakin besar angka *degree centrality*, semakin banyak pula *node* tersebut memiliki koneksi dengan *node* lainnya.

Visualisasi dari *degree centrality* dapat dilihat pada gambar 3.3.2 di bawah ini.



Gambar 3.3.2 Visualisasi dari *degree centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

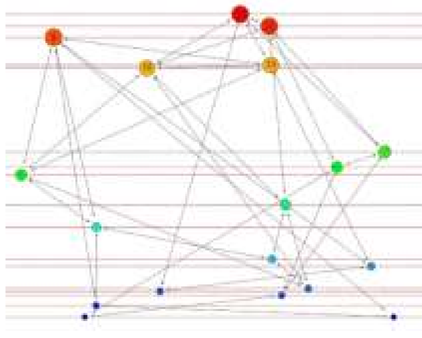
D. Betweenness Centrality

Node	Label	BC	BC'	%BC'
1	1	5.978571	0.043960	4.396008
2	2	0.000000	0.000000	0.000000
3	3	0.000000	0.000000	0.000000
4	4	9.319048	0.068522	6.852241
5	5	1.200000	0.008824	0.882353
6	6	2.933333	0.021569	2.156863
7	7	11.595238	0.085259	8.525910
8	8	14.723810	0.108263	10.826331
9	9	28.990476	0.213165	21.316527
10	10	25.816667	0.189828	18.982843
11	11	26.128571	0.192122	19.212185
12	12	30.130952	0.221551	22.155112
13	13	31.380952	0.230742	23.074230
14	14	15.523810	0.114146	11.414566
15	15	17.121429	0.125893	12.589286
16	16	5.250000	0.038603	3.860294
17	17	2.661905	0.019573	1.957283
18	18	2.245238	0.016509	1.650910

Tabel 3.4.1 Perhitungan *Betweennes Centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Tabel 3.4.1 berisikan hasil perhitungan dari *betweenness centrality*. Dari tabel tersebut, dapat terlihat bahwa hasil perhitungan *betweenness centrality* tertinggi terdapat pada *node* 13, yaitu 0,230742. Sementara *betweenness centrality* terendah terdapat pada *node* 2 dan *node* 3, yaitu 0. Rata-rata dari *betweenness centrality* pada tabel 3.3.1 adalah 0.094363 dan variannya adalah 0.006534. Semakin besar angka *betweenness centrality*, semakin besar pula pengaruh *node* tersebut pada suatu graf, sebab jika tidak ada *node* tesebut, bisa jadi graf tersebut menjadi terputus dan berakibat fatal pada graf.

Hasil pada *betweenness centrality* dengan *degree centrality* cukup berbeda, sebab pada *degree centrality*, acuan perhitungan yang digunakan adalah jumlah derajat pada suatu *node*. Sementara itu, pada *betweenness centrality,* yang dijadikan acuan pada perhitungan adalah jumlah *node* yang terhubung akibat keberadaan *node* yang diukur.



Gambar 3.4.2 Visualisasi dari *betweenness centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Visualisasi dari *betweenness centrality* dapat dilihat pada gambar 3.4.2 di atas ini. Visualisasi yang digunakan adalah visualisasi bertipe level, dengan semakin atas letaknya, semakin tinggi levelnya sehingga semakin besar skor dari *betweenness centrality*-nya.

E. Closeness Centrality

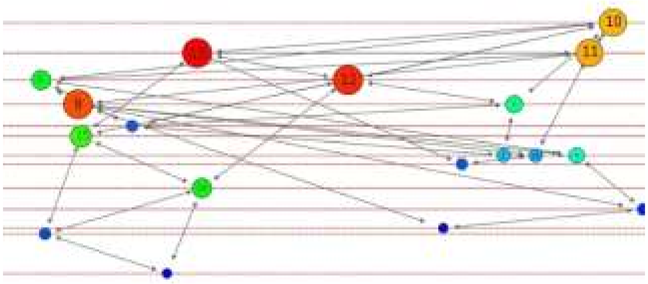
Node	Label	CC	CC'	%CC'
1	1	0.023256	0.395349	39.534884
2	2	0.016129	0.274194	27.419355
3	3	0.018868	0.320755	32.075472
4	4	0.023256	0.395349	39.534884
5	5	0.020000	0.340000	34.000000
6	6	0.025000	0.425000	42.500000
7	7	0.026316	0.447368	44.736842
8	8	0.027778	0.472222	47.222222
9	9	0.026316	0.447368	44.736842
10	10	0.031250	0.531250	53.125000
11	11	0.029412	0.500000	50.000000
12	12	0.027778	0.472222	47.222222
13	13	0.029412	0.500000	50.000000
14	14	0.021277	0.361702	36.170213
15	15	0.024390	0.414634	41.463415
16	16	0.023256	0.395349	39.534884
17	17	0.022727	0.386364	38.636364
18	18	0.018519	0.314815	31.481481

Tabel 3.5.1 Perhitungan *Closeness Centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Tabel 3.5.1 berisikan hasil perhitungan dari *closeness centrality*. Dari tabel tersebut, dapat terlihat bahwa hasil perhitungan *closeness centrality* tertinggi terdapat pada *node* 10, yaitu 0,531250. Sementara *closeness centrality* terendah terdapat pada *node* 2, yaitu 0.274194. Rata-rata dari *closeness centrality* pada tabel 3.5.1 adalah 0.410774 dan variannya adalah 0.004754. Semakin besar angka *closeness centrality*, semakin cepat pula *node* tersebut mengakses *node* lainnya.

Hasil yang didapatkan cukup berbeda dari *betweenness centrality* serta *degree centrality*, sebab metode pengukuran yang digunakan berbeda. *Degree centrality* menggunakan jumlah derajat pada suatu *node* sebagai acuannya, *betweenness centrality* menggunakan metode pengukuran dengan banyak *node* yang terhubung akibat *node* yang diukur sebagai acuannya, sementara *closeness centrality* menggunakan *node* dengan jarak paling minimum sebagai acuannya.

Visualisasi dari *closeness centrality* dapat dilihat pada gambar 3.5.2 di bawah ini.



Gambar 3.5.2 Visualisasi dari *closeness centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

F. Eigenvector Centrality

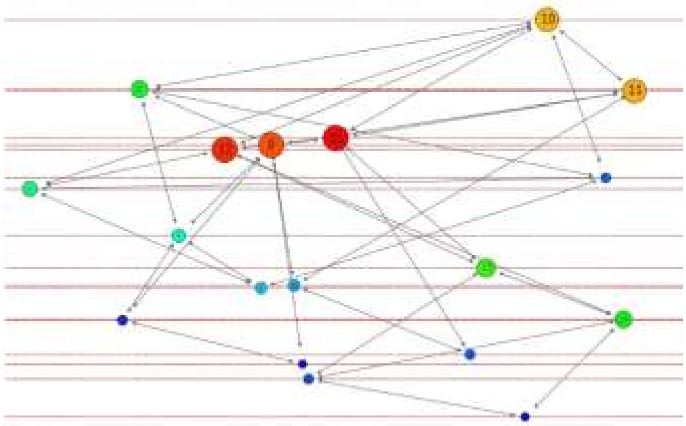
Tabel 3.6.1 berisikan hasil perhitungan dari *eigenvector centrality*. Dari tabel tersebut, dapat terlihat bahwa hasil perhitungan *eigenvector centrality* tertinggi terdapat pada *node* 10, yaitu 0.406502. Sementara *eigenvector centrality* terendah terdapat pada *node* 2, yaitu 0.050121. Rata-rata dari *eigenvector centrality* pada tabel 3.6.1 adalah 0.213356 dan variannya adalah 0.010035. Semakin besar angka *eigenvector centrality*, semakin banyak pula *node* tersebut terhubung pada *node* lain yang memiliki keterhubungan yang tinggi.

Hasil yang didapatkan cukup berbeda dari metode pengukuran *centrality betweenness centrality* dan *degree centrality*, tetapi memiliki kemiripan hasil dengan *closeness centrality*. Pengukuran dengan metode *eigenvector centrality* mengacu kepada banyaknya *node* yang terhubung pada *node* lain yang memiliki skor yang tinggi. Metode ini dapat pula disebut sebagai metode *rekursif* dari *degree centrality*.

Visualisasi dari *eigenvector centrality* dapat dilihat pada gambar 3.6.2 di bawah ini.

Node	Label	EVC	EVC'	EVC''	%EVC'
1	1	0.165747	0.407739	0.043159	40.773920
2	2	0.050121	0.123298	0.013051	12.329828
3	3	0.097523	0.239908	0.025394	23.990844
4	4	0.212828	0.523558	0.055418	52.355833
5	5	0.136782	0.336486	0.035617	33.648629
6	6	0.264933	0.651739	0.068986	65.173896
7	7	0.255023	0.627359	0.066405	62.735907
8	8	0.344025	0.846306	0.089581	84.630576
9	9	0.294378	0.724173	0.076653	72.417328
10	10	0.406502	1.000000	0.105849	100.000000
11	11	0.342329	0.842133	0.089139	84.213302
12	12	0.290299	0.714140	0.075591	71.413986
13	13	0.300578	0.739425	0.078267	73.942471
14	14	0.137570	0.338424	0.035822	33.842375
15	15	0.183770	0.452077	0.047852	45.207712
16	16	0.167988	0.413252	0.043742	41.325174
17	17	0.105984	0.260722	0.027597	26.072158
18	18	0.084020	0.206690	0.021878	20.669040

Tabel 3.6.1 Perhitungan *eigenvector centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi



Gambar 3.6.2 Visualisasi dari *eigenvector centrality*
Sumber : Dokumentasi Pribadi

IV. ANALISIS

Berdasarkan hasil perhitungan *centrality* yang telah dilakukan pada bab 3, didapatkan data bahwa pada *degree centrality*, *node* yang memiliki skor maksimal adalah *node* 9 dan *node* 10, sementara *node* yang memiliki skor minimal adalah *node* 2, *node* 3, dan *node* 17. Pada *betweenness centrality*, *node* yang memiliki skor maksimal adalah *node* 13, sementara *node* yang memiliki skor minimal adalah *node*2 dan *node* 3. Pada *closeness centrality*, *node* yang memiliki skor maksimal adalah *node* 10, sementara *node* yang memiliki skor minimal adalah *node* 2. Pada *eigenvector centrality*, *node* yang memiliki skor maksimal adalah *node* 10, sementara *node* yang memiliki skor minimal adalah *node* 2. Berdasarkan data tersebut, penulis kemudian membuat ilustrasi dalam bentuk tabel guna memudahkan analisis.

Node	*degree*	*betweenness*	*closeness*	*Eigenvector*
2	0	0	0	0
3	0	0	-	-
9	1	-	-	-
10	1	-	1	1
13	-	1	-	-
17	0	-	-	-

Tabel 4.1 Ilustrasi data hasil perhitungan *centrality*

Angka 1 menunjukkan bahwa skor pada perhitungan tersebut maksimum, angka 0 menunjukkan bahwa skor pada perhitungan tersebut minimum, dan – menunjukkan bahwa skor pada perhitungan tersebut tidak maksimum dan tidak minimum. Berdasarkan tabel tersebut, didapatkan bahwa untuk setiap perhitungan, *node* 2 selalu memiliki skor yang paling minimum. Sementara itu, *node* 10 memiliki skor maksimum sebanyak tiga kali dari empat jenis perhitungan.

V. Kesimpulan

Social Network Analysis (SNA) adalah studi mengenai interaksi manusia dengan individu dilambangkan sebagai *node* dan hubungan interaksi sebagai *edge*. Pembuatan SNA memperhatikan kaidah teori graf seperti derajat suatu graf, *adjacency matrix,* dan graf berhingga. Pada SNA, terdapat perhitungan untuk mengetahui pengaruh suatu *node* terhadap suatu jaringan berbentuk graf yang disebut sebagai *centrality*. Ada banyak cara perhitungan *centrality*, tetapi penulis hanya mengambil empat, yaitu *degree centrality, betweenness centrality, closeness centrality,* dan *eigenvector centrality*. Dalam perhitungan *betweenness centrality*, digunakan algoritma dijkstra sebagai algoritma bantu untuk menghitung *centrality* pada suatu graf.

Untuk melakukan penulisan makalah ini, penulis menggunakan data *dummy* sebagai data bantu perhitungan dan visualisasi. *Node 2, node 3, node 17* memiliki skor paling minimum pada *degree centrality,* sehingga disimpulkan bahwa *node* tersebut memiliki jumlah derajat paling sedikit. *Node 9* dan *node 10* memiliki skor maksimum pada *degree centrality* sehingga disimpulkan bahwa *node* tersebut memiliki jumlah derajat paling banyak.

Pada *betweenness centrality*, *node* 13 memiliki skor maksimum sehingga disimpulkan bahwa jika *node* 13 terputus, maka akan berakibat fatal pada graf tersebut karena bisa jadi akan ada *node* lain yang menjadi terputus. Sementara itu, *node* 2 dan *node* 3 memiliki skor minimum sehingga disimpulkan bahwa *node* tersebut jika terputus, tidak akan berpengaruh besar terhadap *node-node* lainnya.

Pada *closeness centrality*, *node* 10 memiliki skor maksimum sehingga *node* 10 paling cepat dalam mengakses *node* lainnya pada graf tersebut. Sementara itu, *node* 2 memiliki skor minimum yang berarti letak *node* 2 paling jauh pada graf tersebut.

Pada *eigenvector centrality*, *node* 10 memiliki skor maksimum, sehingga disimpulkan bahwa *node* tersebut banyak terhubung *node* lain yang memiliki skor yang memiliki keterhubungan yang tinggi pula. Sebaliknya, *node 2* memiliki skor minimum sehingga ditarik kesimpulan bahwa *node* tersebut paling sedikit terhubung ke *node* lain yang memiliki skor keterhubungan yang tinggi.

VII. Ucapan Terima Kasih

Pertama-tama, penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa karena telah membantu melancarkan pengerjaan makalah Matematika Diskrit guna memenuhi tugas makalah. Penulis mengucapkan terima kasih juga kepada dosen mata kuliah IF 2120 Matematika Diskrit, Dra. Harlli S., M.Sc., Dr. Ir. Rinaldi Munir, M.T., dan Dr. Nur Ulfa Maulidevi, S.T., M.Sc, atas bimbingan selama ini dalam memberikan pengajaran sehingga penulis dapat menyelesaikan makalah ini. Penulis juga berterima kasih kepada keluarga serta rekan penulis yang telah memberikan dukungan dan bantuan kepada penulis baik secara moral maupun materiil.

Referensi

[1] Ari, Bambang. 2017. *Dasar Teori Graf (Bagian 1)*. Diakses pada 14 Desember 2021, dari Universitas Telkom.

[2] Garfield, Stan. 2018. *Social Network Analysis: SNA, ONA, VNA*. Diakses pada 14 Desember 2021, dari https://stangarfield.medium.com/social-network-analysis-sna-ona-vna-4df5547a0a7f.

[3] Girsang, Abba S. 2017. *Algoritma Dijkstra*. Diakses pada 14 Desember 2021, dari https://mti.binus.ac.id/2017/11/28/algoritma-dijkstra/.

[4] Hadiana, A.I., Witanti, W. 2017. *Analisis Jejaring Sosial Menggunakan Social Network Analysis untuk Membantu Social CRM bagi UMKM di Cimahi.* Diakses pada 14 Desember 2021, dari Universitas Jenderal Achmad Yani.

[5] Pratama, F.Y. *SIMULASI JEJARING JALAN KOTA PONTIANAK DENGAN BETWEENESS CENTRALITY DAN DEGREE CENTRALITY.* Diakses pada 14 Desember 2021, dari Universitas Tanjungpura.

[6] Susanto, dkk. 2012. *Penerapan Social Network Analysis dalam Penentuan Centrality Studi Kasus Social Network Twitter*. Diakses pada 14 Desember 2021, dari Universitas Kristen Duta Wacana.

[7] Welta, Fredy. 2013. *PERANCANGAN SOCIAL NETWORKING SEBAGAI MEDIA INFORMASI BAGI PEMERINTAH*. Diakses pada 14 Desember 2021, dari AMIK Bina Sriwijaya Palembang.

Pernyataan

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 14 Desember 2021

Marcellus Michael Herman Kahari
13520057