

# Implementasi dan Analisis *Degree Centrality* Berbasis Konten menggunakan Metode Opsahl

Bondan Ari Bowo<sup>1</sup>, Warih Maharani, S.T., M.T.<sup>2</sup>, Alfian Akbar Gozali, S.T., M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, School of Computing, Universitas Telkom  
Jalan Telekomunikasi No. 1, Dayeuhkolot, Bandung 40257

<sup>1</sup> [bondanari16@gmail.com](mailto:bondanari16@gmail.com), <sup>2</sup> [wmaharani@gmail.com](mailto:wmaharani@gmail.com), <sup>3</sup> [alfian.akbar.gozali@gmail.com](mailto:alfian.akbar.gozali@gmail.com)

---

## Abstrak

Jejaring sosial merupakan salah satu sarana dimana banyak orang dapat saling bertukar informasi, berkomunikasi bahkan dapat digunakan sebagai media pemasaran produk dari sebuah UKM. *Social Network Analysis* (SNA) merupakan ilmu yang mempelajari suatu hubungan antar *node* dan *ties* pada suatu jaringan. Salah satu penerapan pada studi SNA adalah mengukur sentralitas suatu *node* dalam suatu jaringan. Salah satu metode pada SNA yaitu *Degree Centrality* yang mengukur suatu *node* dilihat dari bobot jumlah relasi.

Pada tugas akhir ini metode yang digunakan adalah metode Opsahl, untuk mencari node yang berpengaruh dengan mengkombinasikan jumlah relasi dan jumlah kekuatan simpul *node* yang didapat dari *similarity* terhadap konten yang dimiliki user dengan menggunakan VSM. Berdasarkan hasil pengujian, user berpengaruh merupakan user yang mempunyai nilai *node strength* tinggi dan mempunyai konten yang berupa *quote retweet* dari suatu user twitter.

**Kata kunci** : *Social Network Analysis*, *similarity*, *centrality*, Opsahl, konten, VSM.

---

## 1. Pendahuluan

Media sosial seperti halnya twitter merupakan teknologi media sosial dengan memanfaatkan fitur 140 karakter untuk dapat berinteraksi. [3] Suatu struktur sosial yang menghubungkan antar individu ataupun organisasi yang keterhubungannya direpresentasikan dengan menggunakan *node* dan *tie*. [19] Tingginya popularitas Twitter dimanfaatkan semua pengguna twitter untuk banyak hal, seperti komunikasi darurat, sebagai media ilmu belajar, bahkan juga dijadikan oleh UKM (Usaha Kecil Menengah) sebagai sarana untuk berjualan (*branding*) dan sebagai sarana untuk melakukan pemasaran.[18] Dengan adanya twitter, UKM juga dapat mengetahui peran yang paling berpengaruh dalam membantu mereka dalam menjualkan (*branding*) produk yang secara otomatis membantu *strategy marketing* mereka. *Social Network Analysis* (SNA) merupakan studi yang mempelajari keterhubungan antar individu dimana individu tersebut direpresentasikan sebagai “*node*” dan penghubungnya direpresentasikan sebagai “*tie*”, disebutkan bahwa sebuah *node* tersebut lebih mengacu kepada individu.[17] Dalam mengukur seberapa besar pengaruh individu pada suatu

jaringan, SNA menggunakan metode *Centrality Measurements* yang terdiri dari: *Degree Centrality*, *Closeness Centrality*, dan *Betweenness Centrality*. [1] Dalam penelitian ini, dilakukan sebuah penelitian Implementasi dan Analisis *Degree Centrality* Berbasis Konten Menggunakan Metode Opsahl dengan mengukur sentralitas suatu *node* dari nilai kombinasi jumlah relasi dan nilai kekuatan simpul yang nilainya diambil dengan *similarity* konten (VSM) dalam mengukur sebuah individual yang berpengaruh pada konten yang disebarkannya seperti *sharing interest*. [2] Metode ini merupakan salah satu metode yang optimal karena mempertimbangkan beberapa parameter dalam melakukan perhitungan *centrality* pada sebuah jaringan. [8]

## 2. Landasan Teori

### 2.1. *Social Network Analysis*

*Social Network Analysis* merupakan pandangan hubungan sosial didalam suatu teori jaringan dimana terdapat *node* yang saling berhubungan dan membentuk sebuah graf yang cukup kompleks.[17] Menurut krebs[16], *Social Network Analysis* adalah sebuah pemetaan dan pengukuran hubungan antar individu yang saling berinteraksi didalam sebuah

jaringan. Untuk dapat membantu mengukur sebuah fenomena/ kejadian yang ada di *Social Network*, salah satu metode yang mendukung adalah *centrality measurements*, didalam metode tersebut juga terdiri dari *degree centrality*, *closeness centrality*, dan *betweenes Centrality*. [1]

## 2.2. Vector Space Model (VSM)

Vector Space Model adalah sebuah model sistem information retrieval dalam merepresentasikan query dan dokumen menjadi sebuah term sets, yang bisa dihitung sebagai nilai vector.[4] Adapun pandangan menurut Davis dan Hersh (1981), secara umum Vector Space Model (VSM) didefinisikan sebagai model matematika yang digunakan dalam merancang kecocokan untuk beberapa masalah seperti didalam fisika, biologi, fisika dan ilmu konseptual lainnya.

Adapun perhitungan didalam VSM mengacu pada penghitungan pembobotan dengan membandingkan dokumen dengan *queries*. Dalam melakukan perhitungan antara kedua entitas tersebut dapat mengacu ke skema *TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)*. [13]

Perhitungan TF-IDF dilakukan dengan cara membagi antara jumlah frekuensi kata yang muncul pada banyaknya dokumen dan dokumen yang terlibat dalam kemunculan kata itu sendiri.

## 2.3. Similarity Measure

*Similarity measure* adalah sebuah konsep dimana terjadi perbandingan 2 objek untuk menemukan unsur yang sama. Menurut Anna Huang sendiri, *similarity measure* merupakan pemetaan jarak atau terhadap kecocokan antara karakteristik dua objek didalam kumpulan data yang ada. [6]

### 2.3.1. Cosine Similarity

Perhitungan *Cosine similarity* merupakan salah satu pengukuran yang paling populer dan sering digunakan dalam menghitung nilai dari perbandingan *text documents*. [6] Cara perhitungannya dengan mencari nilai dari sudut kemiringan dari vector sebuah kata yang terkait.

$$\text{cosine}(\vec{d}_A, \vec{d}_B) = \frac{\vec{d}_A \cdot \vec{d}_B}{|\vec{d}_A| |\vec{d}_B|} \quad (2.1)$$

Dimana  $\vec{d}_A$  dan  $\vec{d}_B$  merupakan masing-masing vector dari dokumen yang dimiliki dokumen A dan B.

### 2.3.2. TF-IDF

*Term Frequency – Inverse Document Frequency* atau yang sering disingkat TF-IDF merupakan sebuah statistic numeric yang bertujuan untuk melihat pentingnya sebuah konten/kata pada dokumen [10] dengan menghitung jumlah seberapa sering kata tersebut muncul pada sebuah dokumen serta diimbangi dengan frekuensi kemunculan kata yang terjadi pada dokumen. Adapun penghitungan TF-IDF dapat diformulasikan [14], seperti ini:

$$\text{tfidf}(t, d, D) = \text{tf}(t, d) \times \text{idf}(t, D) \quad (2.2)$$

TF merupakan perhitungan yang didapat dari jumlah kemunculan sebuah kata pada sebuah dokumen dibagi dengan total kata yang dimiliki sebuah dokumen tersebut, sedangkan IDF merupakan sebuah hasil bagi antara jumlah dokumen disebuah korpus dan jumlah dokumen yang mengandung kata yang diolah. Kedua perhitungan tersebut kemudian dikalikan (*Cross Product*) sehingga didapatlah sebuah bobot dari suatu konten.

## 2.4. Metode Opsahl terhadap Degree Centrality

*Degree Centrality* merupakan sebuah metode *centrality* untuk melakukan pengukuran terhadap sebuah *people (node)* yang ada pada suatu jaringan dengan memanfaatkan jumlah derajat relasi yang dimilikinya. [15] Menurut Opsahl, adapun untuk menggambarkan dalam pengukuran pada *degree centrality* dapat dirumuskan [8] dengan:

$$k_i = C_D(i) = \sum_j^N x_{ij} \quad (2.3)$$

Keterangan:

i = *focal node*,

j = representasi terhadap semua *node*.

N = total *node*

x = matriks ketetanggaan

$x_{ij}$  = Sebuah cel keterhubungan (Bernilai 1 jika saling berhubungan dan bernilai 0 jika tidak berhubungan).

Secara umum *Degree Centrality* juga diperluas dengan memperhitungkan total bobot untuk menganalisis jaringan berbobot serta kekuatan dari *node*. [1][7][9] Adapun rumusnya adalah:

$$s_i = C_D^w(i) = \sum_j^N w_{ij} \quad (2.4)$$

Dimana w = bobot matriks ketetanggaan yang mana  $w_{ij}$  tidak bernilai 0 jika *node i* dan *j* saling terhubung. Menurut Opsahl, untuk menentukan *centrality* dibutuhkan penggabungan antara *degree* (jumlah relasi) dan *node strength*. Untuk menggabungkannya dibutuhkan *turning parameter* ( $\alpha$ ) dimana fungsinya adalah menentukan jumlah relasi dibandingkan dengan bobot dari *edge*. Dimana untuk mencari *centrality* dapat dilakukan dengan menyesuaikan bobot rata-rata dengan *turning parameter* dengan hasil dari jumlah *node* yang terhubung dengan *focal node*. [8] Adapun rumusan yang diberikan adalah:

$$C_D^{w\alpha}(i) = K_i \times \left(\frac{s_i}{k_i}\right)^\alpha = k_i^{(1-\alpha)} \times s_i^\alpha \quad (2.5)$$

### 3. Perancangan Sistem

#### 3.1. Rancangan Umum

Adapun gambaran umum ataupun skenario perancangan sistem, data twitter merupakan sebuah dataset yang diperoleh dari hasil pengambilan data (*crawling*) sesuai kata kunci dari produk sebuah UKM yang kemudian dataset tersebut diolah kembali dengan mengambil 10 user teratas dengan konten yang terbanyak. Masing-masing dokumen yang dimiliki setiap user kemudian dihitung dengan menggunakan VSM untuk memperoleh hasil relasi dan nilai kesamaan dari masing-masing dokumen yang nantinya dijadikan sebagai nilai kekuatan simpul (*node strength*). Ketika sudah didapat relasi antar user dan nilai tersebut, maka dilakukan penghitungan sentralitas dengan menggunakan metode Opsahl yang mengkombinasikan antara nilai jumlah relasi (*node degree*) dan (*node strength*) serta pengukuran dipengaruhi oleh nilai  $\alpha$  (tuning parameter) yang nantinya menghasilkan perangkangan user pada suatu jaringan.

#### 3.2. Contoh Implementasi VSM

Terdapat katakunci bernama "Beli Maicih", kemudian didapatlah 3 user yang menyebarkan konten yang didalamnya terdapat katakunci yang dicari, yaitu:

Dokumen 1 (D1) = Aku beli Maicih

Dokumen 2 (D2) = Beli Maicih waw pedas

Dokumen 3 (D3) = Jajanan Pedas Maicih.

Setelah didapat 3 dokumen tersebut, maka dilakukan perhitungan pembobotan TF-IDF

Token	TF				df	D/df	IDF = Log(D/df)	Bobot			
	KK	D1	D2	D3				KK	D1	D2	D3
Aku	0	1	0	0	1	3	0.477	0	0.477	0	0
Beli	1	1	1	0	2	1.5	0.176	0.176	0.176	0.176	0
Maicih	1	1	1	1	3	1	0	0	0	0	0
Waw	0	0	1	0	1	3	0.477	0	0	0.477	0
Pedas	0	0	1	1	2	1.5	0.176	0	0	0.176	0.176
Jajanan	0	0	0	1	1	3	0.477	0	0	0	0.176
Total								0.653	0.829	0.352	

Gambar 3.1 Perhitungan TF-IDF

Ketika sudah didapatkan nilai bobot masing-masing dokumen, maka dilakukanlah perhitungan Vector Space Model (VSM) untuk mencari nilai kosinus sudut vector masing-masing dokumen dengan kata kunci.

Token	KK	D1	D2	D3	KK*D1	KK*D2	KK*D3
Aku	0	0.477	0	0	0	0	0
Beli	0.176	0.176	0.176	0	0.0309	0.0309	0
Maicih	0	0	0	0	0	0	0
Waw	0	0	0.477	0	0	0	0
Pedas	0	0	0.176	0.176	0	0	0
Jajanan	0	0	0	0.176	0	0	0
	Sqrt(KK)	Sqrt(Di)			Sum(KK*Di)		
	0.4195	0.8080	0.9104	0.5932	0.1757	0.1757	0

Gambar 3.2 Perhitungan VSM

Setelah didapatkan nilai dari masing-masing dokumen, maka nilai kosinusnya dapat dihitung seperti berikut:

#### Dokumen 1 (D1)

$$= \text{sum}(KK.D1) / (\text{sqrt}(KK) * \text{sqrt}(D1))$$

$$= 0.1757 / (0.4195 * 0.8080) = 0.5183$$

#### Dokumen 2 (D2)

$$\text{sum}(KK.D2) / (\text{sqrt}(KK) * \text{sqrt}(D2))$$

$$= 0.1757 / (0.4195 * 0.9104) = 0.4600$$

#### Dokumen 3 (D3)

$$\text{sum}(KK.D3) / (\text{sqrt}(KK) * \text{sqrt}(D3))$$

$$= 0 / (0.4195 * 0.5932) = 0$$

#### 3.3. Contoh Implementasi Degree Centrality

Pada bagian ini menjelaskan untuk mendapatkan *ranking* dari setiap keyword yang dicari bahwa relasi antar *user* didapat dari perhitungan nilai kesamaan terhadap konten yang dimiliki setiap *user* dan menghasilkan sebuah relasi yang direpresentasikan menjadi sebuah graf sempurna akibat dari pengaruh teknik VSM. Nilai *Node Strength* (simbol:  $C_D^w$ ) didapat dari nilai *similarity* antar user, karena nilai tersebut merupakan salah satu bagian dari keterhubungan dalam berinteraksi di jejaring sosial twitter, sedangkan *Degree* atau Bobot (simbol:  $C_D$ ) diperoleh dari tingkat keterhubungan sebuah *node* pada sebuah graf. Masing-masing *node* diperiksa terhadap siapa saja tetangga yang dimiliki. Ketika sudah diketahui relasi ketetanggaan masing-masing *node*, kemudian dihitung jumlah ketetangannya ( $C_D$ ). Maka *node* A, B, C, D, E memiliki jumlah total *node* yang sama, yaitu 4.

Tabel 3.1 Nilai Ketetanggaan

Node	$C_D$
A	4
B	4
C	4
D	4
E	4

Selanjutnya untuk mencari nilai kekuatan simpul dari setiap *node*, nilai tersebut didapat dengan menggunakan Vector Space Model (VSM), setelah itu nilai masing-masing *node* dijumlahkan untuk mendapatkan nilai tunggal.

Tabel 3.2 Nilai Kekuatan Simpul

Node	$C_D^w$
A	0.6
B	0.8
C	0.7
D	0.6
E	0.65

Kemudian setelah mendapatkan data dari setiap *node* berupa nilai *node degree* dan *node strength* maka dilakukan perhitungan sentralitas dengan mengkombinasikan dengan nilai *tuning parameter* (simbol:  $\alpha$ ).

Tabel 3.3 Tabel Perhitungan Centrality

Node	$C_D$	$C_D^w$	$C_D^{w\alpha}, \alpha =$			
			0	0.5	1	1.5
A	4	0.6	4	1.549193	0.6	0.232379
B	4	0.8	4	1.788854	0.8	0.357771
C	4	0.7	4	1.67332	0.7	0.292831
D	4	0.6	4	1.549193	0.6	0.232379
E	4	0.65	4	1.612452	0.65	0.262023

Dari nilai kombinasi yang sudah didapat pada tahap sebelumnya, maka ditentukanlah ranking setiap user yang berpengaruh pada suatu jaringan pada setiap keyword dengan memperhatikan nilai dari setiap nilai *tuning parameter*, semakin besar nilai *tuning*-nya menentukan seberapa besar pentingnya user tersebut. Dari perhitungan diatas didapatkan *ranking*, yaitu:

Tabel 3.4 Contoh Hasil Ranking

Node	$C_D^{w\alpha}, \alpha =$			
	0	0.5	1	1.5
1	A	B	B	B
2	B	E	E	E
3	C	C	C	C
4	D	A	A	A
5	E	D	D	D

4. Pengujian dan Analisis

Adapun tujuan yang dilakukan pada penelitian ini bertujuan dalam penerapan *Degree Centrality* menggunakan metode pada konten sebagai bentuk interaksi yang dimiliki *node* pada jaringan, serta menganalisis pengaruh nilai  $\alpha$  (tuning parameter) terhadap perhitungan *degree centrality* pada suatu perankingan. Dataset yang digunakan oleh sistem yang dibangun berupa *tweet* sesuai dengan katakunci yang sesuai dengan produk dari UKM JKT66 Basseire, pengambilan dataset tersebut diambil dalam rentang waktu 1 Bulan dengan jangkauan wilayah Bandung. Kata kunci yang digunakan merupakan produk populer yang dimiliki UKM tersebut yaitu Indomie, martabak, selai, brownies, kue cubit, kue cubit greentea, greentea dan nama tempat tersebut yaitu @jkt66official.

Kata Kunci	ID Keyword	Jumlah Tweet	Jumlah User (Teratas)
Indomie	102	114	10
Martabak	103	693	10
Selai	104	20	9
Brownies	105	150	10
Kue Cubit	106	346	10
Kue Cubit Greentea	108	3	3
@jkt66official	110	33	10
greentea	112	326	10
Total Tweet		1685	72

Gambar 4.1 Rincian Dataset

4.1. Analisis Pengaruh Nilai  $\alpha$  (tuning) dalam menentukan user berpengaruh pada jaringan *twitter*.

Pada proses pengujian ini dilakukan pengujian terhadap kombinasi nilai *node degree* dan *node strength* dengan nilai  $\alpha$  (tuning) dalam menentukan ranking user.

4.1.1. Analisis pengaruh nilai  $\alpha$  (tuning parameter) terhadap perankingan

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap 8 kata kunci (*keyword*) yang sesuai dengan karakteristik berupa produk yang dimiliki JKT66 Brasserie (@jkt66official), dibawah ini ditampilkan 1 tabel hasil pengujian yang dapat mewakili pengujian secara keseluruhan karena semua tabel yang ada mempunyai pola perankingan yang sama yaitu susunan ranking pada nilai  $\alpha = 0.5, \alpha = 1, \alpha = 1.5$  mempunyai hasil yang sama.

Tabel 4.1 Pengaruh Tuning Parameter pada Ranking Kue Cubit

Rank	Keyword (Kue Cubit)			
	Tuning ( $\alpha=0$ )	Tuning ( $\alpha=0.5$ )	Tuning ( $\alpha=1$ )	Tuning ( $\alpha=1.5$ )
1	Amingsheu	Dikehardianti	Dikehardianti	Dikehardianti
2	BellaAyuKustria	Chintyafrtiani	Chintyafrtiani	Chintyafrtiani
3	Chintyafrtiani	BellaAyuKustria	BellaAyuKustria	BellaAyuKustria
4	Dikehardianti	meistasmalda	meistasmalda	meistasmalda
5	esahilangdua	prawirazaq	prawirazaq	prawirazaq
6	glwiekuu	glwiekuu	glwiekuu	glwiekuu
7	hasbion	Amingsheu	Amingsheu	Amingsheu
8	meistasmalda	hasbion	hasbion	hasbion
9	Mpitfbrn	esahilangdua	esahilangdua	esahilangdua
10	prawirazaq	Mpitfbrn	Mpitfbrn	Mpitfbrn

Berdasarkan tabel diatas dapat dilihat bahwa nilai tuning dengan  $\alpha = 0$  yang lebih dilihat dari besarnya nilai derajat yang dimiliki masing-masing *node*, telah tersusun ranking dengan rincian posisi 3 teratas diduduki oleh *node* yang mempunyai username @amingsheu, @BellaAyuKustria dan @chintyafrtiani tetapi hasil dari perankingan ini hanya didapat dari banyaknya jumlah relasi setiap *user*, karena jumlah *node degree* yang dimiliki semua *user* adalah sama yaitu 9, selain itu perankingan pada nilai tuning  $\alpha = 0$  juga dipengaruhi oleh banyaknya konten yang dimiliki setiap *user* dimana *user* yang memiliki konten banyak akan bersaing menempati urutan teratas. Perubahan susunan ranking terlihat ketika nilai  $\alpha$  sudah memasuki nilai  $\alpha < 1$  ( $\alpha = 0.5$ ), dimana posisis 3 teratas ditempati oleh @dikenhardiati bergeser dari posisi ke-4 saat nilai  $\alpha$  suatu *user* adalah 0, kemudian disusul oleh @chintyafrtiani yang bergeser dari posisi ke-3 dan di posisi ke-3 ditempati @BellaAyuKustria yang sebelumnya menempati posisi ke-2 pada nilai  $\alpha = 0$ . Untuk nilai  $\alpha = 1$  dan  $\alpha > 1$  ( $\alpha = 1.5$ ), susunan perankingan menghasilkan susunan yang sama dengan nilai tuning sebelumnya yaitu ( $\alpha = 0.5$ ). Hasil perankingan dari setiap nilai tuning berdasarkan tabel 4.2 tampak perubahan susunan ranking dari nilai tuning  $\alpha = \{0 < \alpha < 1; \alpha =$



$1; \alpha > 1$  } dimana nilai tuning merupakan peran relative untuk menentukan sebuah user yang berpengaruh, perubahan hanya terjadi ketika interval nilai  $\alpha = 0$  dinaikan menjadi  $\alpha = 0.5$ , ketika nilai  $\alpha$  berada pada nilai 0.5, 1, 1.5 susunan ranking tetap dan tanpa ada perubahan sedikitpun. Ketika nilai  $\alpha = 0$ , telah dijelaskan sebelumnya bahwa nilai *node degree*-nya merupakan nilai tunggal dalam menentukan *centrality* user namun pada penelitian ini belum dipastikan sentralitas dari sebuah *node* karena nilai dengan  $\alpha = 0$  hanya memperhatikan nilai derajatnya saja (tabel 4.3). Sebaliknya jika nilai  $\alpha = 1$ , maka nilai yang diperhatikan adalah nilai dari kekuatan simpul (*node strength*) yang dimiliki masing-masing node, nilai tersebut menjadi acuan dalam menentukan user yang berpengaruh dalam suatu jaringan dilihat dari konten yang dimiliki.

Tabel 4.2 Nilai Sentralitas terhadap katakunci Kue Cubit

Username	Node Degree	ID Keyword = 106 (Kue Cubit)						
		Node Strength	Tuning ( $\alpha=0$ )	Tuning ( $\alpha=0.2$ )	Tuning ( $\alpha=0.5$ )	Tuning ( $\alpha=1$ )	Tuning ( $\alpha=1.5$ )	Tuning ( $\alpha=1.7$ )
Dikehardianti	9	1.63	9	6.58	3.83	1.63	0.69	0.63
ChintyaFtriani	9	1.49	9	6.51	3.66	1.49	0.60	0.57
BellaAyuKustria	9	1.35	9	6.25	3.49	1.35	0.52	0.40
Meistasmaida	9	0.96	9	6.01	2.94	0.96	0.31	0.29
prawirazaq	9	0.96	9	6.00	2.93	0.95	0.31	0.27
giwiekuu	9	0.95	9	5.94	2.92	0.95	0.31	0.26
Amingsheu	9	0.92	9	5.83	2.87	0.92	0.29	0.22
hasbion	9	0.88	9	5.78	2.81	0.88	0.27	0.20
esahliangdua	9	0.57	9	5.38	2.28	0.57	0.14	0.11
mpitfbrn	9	0.56	9	4.80	2.25	0.56	0.14	0.04

Sedangkan pada tahap perangkingan ketika nilai  $0 < \alpha < 1$  diimplementasikan sesuai dengan teori Opsahl, nilai kombinasi jumlah derajat dengan nilai kekuatan simpul menentukan sentralitas user yang dapat dilihat dari besarnya nilai jumlah derajat yang dimiliki user, semakin besar nilai derajatnya semakin tinggi pula nilai yang dimiliki user tersebut. Sebaliknya dengan nilai  $\alpha > 1$ , semakin kecil nilai derajatnya semakin tinggi nilai *centrality*-nya walaupun nilai kekuatan simpulnya sudah diketahui. Dari tabel 4.3, terlihat bahwa perubahan nilai hanya terjadi pada kekuatan simpulnya, nilai pengkali berupa nilai derajat relasinya tidak ada perubahan sehingga perangkingan hanya mengandalkan pembagian langsung antara nilai kekuatan simpul dan nilai jumlah relasi yang tidak memberikan perubahan perangkingan.

#### 4.1.2. Analisis Pengaruh Konten terhadap User

Pada tahap analisis konten terhadap user dilakukan dengan melakukan skenario uji perbandingan konten (isi tweet) untuk melihat nilai kesamaan konten antara user. Dengan mengambil 100 user teratas pada masing-masing *keyword*, dimana setiap user mempunyai dokumen tersendiri kemudian digabungkan menjadi satu kesatuan untuk

dianalisis dan menghasilkan 534 user. Pada tahap *preprocessing* dokumen terlebih dahulu dijadikan dokumen sesuai dengan *preprocessing* dari *lucene library* setelah itu untuk mendapatkan nilai kesamaannya dilakukan proses VSM. Dibawah ini ditampilkan beberapa nilai *similarity* konten yang memiliki kategori nilai kesamaan tinggi ( $> 0.50$ ) dan nilai kesamaan rendah ( $< 0.50$ ).

Tabel 4.3 Nilai similarity konten (> 0.5)

User 1	User 2	Nilai Similarity	Tweet User 1	Tweet User 2
meykainemustopa	SofinaF	1	Suka'@Tweetsesian: suka Brownies.2"	Suka'@Tweetsesian: suka Brownies.2"
FitraNoviandara	ginaadestyanti	0.749412	Lg pengen cheeseCake dong :< @Tweetsesian: Brownies / CheeseCake / Blackforest.2"	Blackforest "@Tweetsesian: Brownies / CheeseCake / Blackforest.2"
manadepertiwi	Alifmarcha	0.687563	Tuh le'@infobandung: kue cubit green tea @JKT66official andesss banget. Bisa ditambah mutella atau toblaronc lagi.?? http://t.co/bfp0P04E5 ml'	Gemess"@infobandung : kue cubit green tea @JKT66official andesss banget. Bisa ditambah mutella atau toblaronc lagi.?? http://t.co/JG09YO9T c"
SofinaF	Viviii_W	0.670703	Suka "@Tweetsesian: suka Brownies.2"	iyass"@Tweetsesian: suka Brownies ?"iyass juga"@Tweetsesian: suka Brownies ?"
achulufadhlan	IvanFaadilla	0.605874	At Martabak Black Brownies Ritung Bandung — https://t.co/mf3m8b6Q ADH	With Mama at Martabak Black Brownies Ritung Bandung — https://t.co/p0wv3auRt y
noVindhaMarshaL	KykaSetia	0.57357	At Outlet Brownies Amanda Dago Bandung — https://t.co/QkHmG 5Cr	At Outlet Brownies Amanda Dago Bandung — https://t.co/HjpeGNlugs s

Hasil *similarity* konten pada tabel diatas dapat dilihat, untuk mendapatkan nilai tertinggi yaitu 1 maka isi konten terhadap user lain harus sama dimana pola yang terlihat untuk mendapatkan nilai tertinggi dapat melakukan dengan cara *Retweet* dengan tambahan 1 kata yang sama dan untuk kesamaan lainnya terletak hanya pada perbedaan kata pada isi tweet tersebut dan pola yang didapat adalah dengan melakukan *check-in* pada suatu tempat dan menyebutkan nama seseorang. Namun user yang mempunyai nilai *similarity* belum tentu menjadi user yang mempunyai nilai sentralitas tinggi, karena pada Opsahl, *Node Strength* didapat dari jumlah nilai kekuatan simpul yang dimiliki pada suatu jaringan.

Tabel 4.4 Nilai similarity konten (< 0.5)

User 1	User 2	Nilai Similarity	Tweet User 1	Tweet User 2
M_FakhrRamadan	sellaYunil	0.494678699	Apa aku harus jadi INDOMIE biar jadi selebamu (Blog jadi kayaknya indomie goreng kadal web	apa aku harus menjadi indomie agar menjadi selebamu :p ngakak sih
AWBasofi12	irasoisbrina	0.383615907	Martabak	Martabak ovaltine = martabak greensea... Yipiy... ??? (with Gedy at Martabak Inti Sari) [pic] — <a href="https://t.co/7Nbe94dLaf">https://t.co/7Nbe94dLaf</a> Ovaltine = kition greensea, Nici Rad.22 @ martabak intisari <a href="http://t.co/q0KsevYU6">http://t.co/q0KsevYU6</a>
desymeyriana	ditaayuraa	0.281054978	With Atisa at Kue Cubit Asiong — <a href="https://t.co/t1QpU2Yz0v">https://t.co/t1QpU2Yz0v</a>	At Kue Cubit Asiong — <a href="https://t.co/ID6LY5BW7y">https://t.co/ID6LY5BW7y</a>
annisandryani	mayakaputri	0.149049527	Ngamir kue cubit green tea nya lama bgt deh.?? (with Silina at Kue Cubit Asiong) — <a href="https://t.co/8apZQ6fK0z">https://t.co/8apZQ6fK0z</a> Kue cubit green tea.?? (at Kue Cubit Cisangkuy) [pic] — <a href="https://t.co/B5AHqZL7T">https://t.co/B5AHqZL7T</a>	Kue cubit & ultra milk?? (at Taman Cikapayang) [pic] — <a href="https://t.co/5vub0kq">https://t.co/5vub0kq</a>
mayakaputri	Sabilanfs	0.11602347	Kue cubit & ultra milk?? (at Taman Cikapayang) [pic] — <a href="https://t.co/5vub0kq">https://t.co/5vub0kq</a>	Kue cubit greensea biar kekinian?? (with May at Kue Cubit Asiong) — <a href="https://t.co/hBD6FdrBf">https://t.co/hBD6FdrBf</a>
23Devinata1a	23Intanistari	0	Aakhirnya dapat juga kue cubit green tea (at Kue cubit Cisangkuy) — <a href="https://t.co/x6qFpDu3">https://t.co/x6qFpDu3</a>	Komplit rasanya kaya indonesi rasa score campur telur,kikil,kayunoboni,jeruk,pokonya ga karuan~

Untuk nilai *similarity* konten (< 0), dapat dilihat dari jumlah *term* pada masing-masing user. Semakin sedikit kesamaan *term* pada dokumen user 1 dan user 2 maka nilai kesamaan yang dimiliki juga kecil. Dari tabel 4.4 dan 4.5 maka konten yang membuat tingginya sebuah nilai *similarity* adalah isi tweet user berupa *Quote Retweet*, sedangkan untuk konten yang mempunyai nilai *similarity* rendah adalah isi tweet user berupa *tweet* yang langsung di *posting* ke twitter tanpa adanya interaksi apapun.

4.2. Hasil Pengujian

Analisis yang telah dilakukan telah didapatkan hasil bahwa pada penelitian ini, penyebaran konten yang dilakukan lebih menitikberatkan nilai kesamaan konten yang dimiliki masing-masing *user*. Berikut ditampilkan nilai *centrality* dari setiap node sesuai nilai tuning yang tepat untuk menentukan user yang berpengaruh dalam penyebaran sebuah konten (*buzzer*):

Tabel 4.5 Ranking User

Username	ID Keyword = 106 (Kue Cubit)					
	Tuning (α=0)	Tuning (α=0.2)	Tuning (α=0.5)	Tuning (α=1)	Tuning (α=1.5)	Tuning (α=1.7)
Dikehardianti	9	6.58	3.83	1.63	0.69	0.63
Chintyafrtiani	9	6.51	3.66	1.49	0.60	0.57
BellaAyuKustria	9	6.25	3.49	1.35	0.52	0.40
Meistasmalda	9	6.01	2.94	0.96	0.31	0.29
prawirazzaq	9	6.00	2.93	0.95	0.31	0.27
glwiektuu	9	5.94	2.92	0.95	0.31	0.26
Amingsheu	9	5.83	2.87	0.92	0.29	0.22
hasbion	9	5.78	2.81	0.88	0.27	0.20
esahilangdua	9	5.38	2.28	0.57	0.14	0.11
Mpitfbrn	9	4.80	2.25	0.56	0.14	0.04

Berdasarkan penelitian tabel diatas didapat 3 user yang berpengaruh/berpotensi dalam membantu penyebaran konten (bertindak sebagai *buzzer*) sesuai kata kunci yaitu kue cubit dengan username

@dikenhardiati, @chintyafrtiani, dan @BellaAyuKustria.

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan sebelumnya maka dapat ditarik kesimpulan bahwa Metode Opsahl dapat diterapkan pada *Degree Centrality* berbasis Konten dalam menentukan user yang berpengaruh dalam penyebaran suatu konten pada suatu jaringan. Serta, besarnya nilai kekuatan simpul (*node strength*) menjadi salah satu nilai yang lebih berpengaruh dibandingkan dengan nilai jumlah relasi (*node degree*) yang dimiliki setiap user pada setiap perhitungan dengan nilai tuning parameter ( $\alpha = \{0; 0 < \alpha < 1; 1; \alpha > 1\}$ ) dalam menentukan sebuah perangkian pada suatu konten karena nilai jumlah relasi setiap user adalah sama. Dari kesimpulan yang sudah didapatkan maka saran yang dapat diberikan dari penelitian ini dengan mencoba mengimplementasikan dengan representasi graf tidak lengkap, berarah-berbobot yang dilihat dari interaksi antar user (*reply/mention/follow*) dan dalam menentukan sentralitas *user* lewat konten yang disebarkannya dapat menerapkan perhitungan dengan menggunakan *centrality measurements* yang lainnya, seperti *betweness*, *closeness*, *eigenvector* ataupun yan lainnya untuk mencari *measurement* yang lebih tepat untuk diterapkan pada basis konten.

Daftar Pustaka

[1] Barrat, A., Barthelemy, M., Pastor-Sattoras, R., & Vespignani, A. (2004). The Architecture of Complex Weighted Network. Proceedigs of The National Academy of Sciences.  
 [2] Chen, D., Lu, L., Chang, M.-S., Zhang, Y.-C., & Zhou, T. (2011). Identifying Influential Nodes in Complex Networks.  
 [3] D'Monte, L. (April 29, 2009). *Swine Flu's Tweet Causes Online Flutter*. [http://www.business-standard.com/article/technology/swine-flu-s-tweet-tweet-causes-online-flutter-109042900097\\_1.html](http://www.business-standard.com/article/technology/swine-flu-s-tweet-tweet-causes-online-flutter-109042900097_1.html) (Diakses 8 April 2014).  
 [4] Dubin, D. (2004). The Most Influential Paper Gerard Salton Never Wrote. The Board of Trustees, University of Illinois.  
 [5] Hanneman, R. A., & Riddle, M. (2014). *Introduction to Social Network Methods*. Department of Sociology, University of Northern Colorado.  
 [6] Huang, A. (n.d.). *Similarity Measures for Text Document Clustering*. The University of Waikato, Hamilton, New Zealand: Department of Computer Science.  
 [7] Newman, M. (2004). Analysis of Weighted Networks.  
 [8] Opsahl, T., Agneeseens, F., & Skvoretz, J. (2010). Node Centrality in Weighted Networks: Generalizing Degree and Shortest Paths.

- [9] Opsahl, T., Colizza, V., P, P., & Ramasco, J. J. (2008). Prominence and Control: The Weighted Rich-Club Effect. *Physical Review Letters* 101 (168702).
- [10] Rajaraman, A., & Ullman, J. D. (2011). *Data Mining*.
- [11] Republik Indonesia. (1995). Undang-Undang No.9.
- [12] Ryan, P. K. (2011). *Social Network First Edition*. New York: The Rosen Publishing Group.
- [13] Salton, G., Wong, A., & Yang, C. S. (1975). A Vector Space Model for Automatic Indexing. *Communications of the ACM*.
- [14] Satya Sree, K., & Murthy, J. (2012). Clustering Based On Cosine Similarity Measure. Volume-2, Issue-3, 508-512.
- [15] Scoot, J. (1992). *Social Network Analysis Theory and Application*. Newberry Park CA.
- [16] *Social Network Analysis*. (n.d.). <http://www.kstoolkit.org/Social+Network+Analysis> (Diakses 3 April 2014).
- [17] *Social Network Analysis: Theory and Applications*. (n.d.). [http://train.ed.psu.edu/WFED-543/SocNet\\_TheoryApp.pdf](http://train.ed.psu.edu/WFED-543/SocNet_TheoryApp.pdf) (Diakses pada 6 April 2014).
- [18] Thompson, C. (n.d.). *I'm So Totally, Digitally Close to You*. [http://www.nytimes.com/2008/09/07/magazine/07awareness-t.html?\\_r=3&pagewanted=all&](http://www.nytimes.com/2008/09/07/magazine/07awareness-t.html?_r=3&pagewanted=all&) (Diakses tanggal 8 April 2014).
- [19] Wasserman, S., & Faust, K. (n.d.). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.