

# Penerapan Graf Dalam Algoritma PageRank Pada Mesin Pencarian

Shelma Salsabila - 12521115<sup>1</sup>

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

<sup>1</sup>13521115@mahasiswa.itb.ac.id

**Abstract**—Zaman semakin maju aplikasi atau software yang dibuat manusia semakin canggih. Salah satu bentuk kecanggihan itu adanya sebuah sistem ranking dalam suatu software ataupun mesin pencarian. Sistem ranking yang dilakukan berguna untuk mengklasifikasi mana yang penting dan yang tidak. Salah satu algoritma dari sistem ranking ini adalah algoritma PageRank. Algoritma PageRank merupakan sebuah algoritma yang telah lama digunakan Google untuk menganalisis distribusi link dan konektivitasnya pada setiap situs web. Algoritma PageRank biasa digunakan untuk menunjukkan seberapa berkualitasnya suatu website dalam suatu mesin pencarian. Algoritma PageRank dalam suatu mesin pencarian bekerja dengan menghitung jumlah dan kualitas tautan kesuatu halaman untuk menentukan perkiraan kasar seberapa penting situs web tersebut. Situs web dikatakan penting jika dia cenderung menerima lebih banyak tautan dari situs web lain. Atau dalam suatu graf dapat dikatakan suatu situs web dikatakan penting ketika situs itu yang digambarkan sebagai simpul memiliki hubungan ketetanggaan yang paling banyak dengan situs lain atau simpul lain. Dalam makalah ini akan dibahas bagaimana penerapan/implementasi algoritma PageRank dalam suatu mesin pencarian sekaligus membahas penerapan graf di dalam algoritma PageRank.

**Kata Kunci**—PageRank, Algoritma, Mesin Pencarian, Web, Graf.

## I. PENDAHULUAN

Algoritma PageRank diciptakan oleh Google untuk mengatasi permasalahan mesin pencari yang dimiliki oleh Google. Pada awalnya mesin pencari itu hanya menampung banyak web tidak diklasifikasikan seperti sekarang. Namun, semakin banyak web yang dibuat, cukup sulit bagi pengguna jika tidak ada sistem ranking di dalamnya. Dapat dibayangkan jika tidak ada sistem ranking ini maka pengguna akan disajikan beribu-ribu situs web. Untuk itu, google ingin memasukkan ukuran pentingnya suatu situs web kedalam sistem mesin pencarian. Ini juga akan memudahkan pencarian suatu situs web yang dianggap paling relevan. Sistem ranking yang dibuat akan meng-outputkan situs web yang paling relevan di awal. Tidak hanya berguna untuk mesin pencarian algoritma ini juga bisa dimanfaatkan untuk berbagai bidang seperti *recommender system* yang banyak digunakan seperti untuk sosial media, atau untuk rekomendasi produk dalam suatu aplikasi belanja.

Algoritma PageRank ini menghitung jumlah dan kualitas tautan kesuatu halaman untuk menentukan perkiraan kasar seberapa penting situs web tersebut. Situs web dikatakan

penting jika dia cenderung menerima lebih banyak tautan dari situs web lain. Secara sederhana jika situs web ini digambarkan dalam suatu graph berarah yang simpul-simpulnya merupakan situs-situs web yang dimiliki oleh sistem pencarian. Maka PageRank adalah algoritma yang mengukur pengaruh transitif atau terarah dari node. PageRank mengukur dan mempertimbangkan jumlah tetangga yang dimiliki suatu node. Karena kita merepresentasikan dalam suatu graph berarah, semakin banyak arah panah yang menunjuk kedalam suatu node maka bobot yang dihasilkan semakin besar dan dia akan berada paling atas dalam suatu mesin pencarian. Hal ini akan sangat memudahkan pengguna dari mesin pencarian untuk dapat mencari informasi yang paling relevan yang ia ingin dapatkan dengan mudah.

Namun, pada dasarnya apakah algoritma ini masih digunakan untuk mesin-mesin pencarian dengan popularitas yang cukup tinggi seperti Google. Tidak ada jawaban pasti karena algoritma yang digunakan google selalu berubah-ubah dan senantiasa diperbarui secara berkala. Karena pada dasarnya ketika tetap menggunakan algoritma ini dan para pembuat web membagikan link secara berlebihan akan mempengaruhi kualitas perankingan yang dihasilkan.

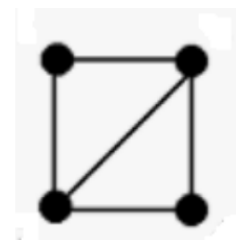
## II. LANDASAN TEORI

### A. Graf

Graf digunakan untuk merepresentasikan objek-objek diskrit dan hubungan antara objek-objek tersebut. Graf biasa ditulis  $G = (V, E)$  dengan  $V$  adalah node atau simpul dan  $E$  adalah himpunan sisi yang menghubungkan antara sepasang simpul. Ada beberapa jenis graf. Berdasarkan ada atau tidaknya gelang atau sisi ganda dari graf Graf dibagi dua yaitu graf sederhana dan graf tak sederhana.

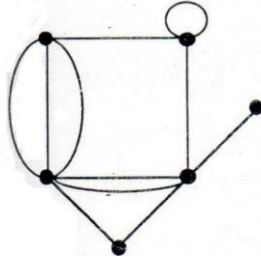
#### 1. Graf sederhana

Graf yang tidak mengandung gelang maupun sisi ganda.



Gambar 1 Contoh gambar graf sederhana  
 Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

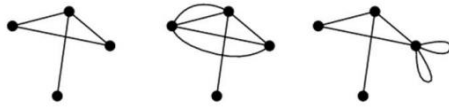
2. Graf tak sederhana  
 Graf yang mengandung sisi ganda atau gelang.



Gambar 2 Contoh gambar graf tak sederhana  
 Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

Adapun berdasarkan orientasi arah pada sisi ada dua jenis graf yakni.

1. Graf tak berarah  
 Graf tak berarah sisinya tidak mempunyai orientasi arah disebut graf tak berarah.



Gambar 3 Contoh gambar graf tidak berarah  
 Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

2. Graf berarah  
 Graf berarah setiap sisinya diberikan orientasi arah. Arah ditunjukkan oleh tanda panah pada gambar.



Gambar 4 Contoh gambar graf berarah  
 Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

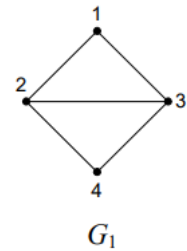
B. Terminologi Graf

Ada beberapa terminologi pada suatu graf ketetanggaan, bersisian, simpul terpencil, graf kosong dan sebagainya. Namun yang akan dibahas disini adalah terminologi graf ketetanggaan.

1. Ketetanggaan pada graf tidak berarah

Dua buah simpul dikatakan bertetangga bila keduanya terhubung langsung. Berikut akan dilampirkan contohnya.

Pada graf di bawah ini simpul 1 bertetangga dengan simpul 2 dan simpul 3 namun, simpul 1 tidak bertetangga dengan simpul 4. Sedangkan simpul 2 bertetangga dengan simpul 1, simpul 4, dan simpul 3.



Gambar 5 Contoh terminologi ketetanggaan graf tidak berarah

Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

Representasi sebuah graf juga bisa dilakukan dengan matriks ketetanggaan. Jika suatu simpul bertetangga maka tuliskan 1 jika tidak maka 0. Berikut akan disajikan representasi graf pada gambar 3 dalam sebuah matriks ketetanggaan.

	1	2	3	4
1	0	1	1	0
2	1	0	1	1
3	1	1	0	1
4	0	1	1	0

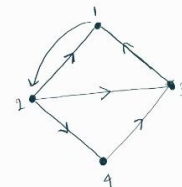
Gambar 6 Representasi graf tidak berarah dalam matriks ketetanggaan

Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

2. Ketetanggaan pada graf berarah

Pada graf berarah ketetanggaan ditunjuk oleh arah panah. Jika pada graf tidak berarah jika node 1 bertetangga dengan node 2 maka node 2 juga langsung bertetangga dengan node 1. Namun jika pada graf berarah jika panah yang ada hanya satu arah maka ketika ada panah dari node 1 ke node 2 maka node 1 bertetangga dengan node 2 tapi tidak berlaku sebaliknya. Berikut akan dilampirkan contohnya.

Pada graf di bawah graf 2 hanya bertetangga dengan 1 sedangkan, graf 4 bertetangga dengan 2, walaupun graf 4 bertetangga dengan 2 tapi 2 tidak bertetangga dengan 4. Secara sederhana intinya mengikuti arah panah



Gambar 7 Contoh terminologi ketetanggaan graf berarah

Sumber : dokumentasi penulis

Representasi sebuah graf juga bisa dilakukan dengan matriks ketetanggaan. Jika suatu simpul bertetangga maka tuliskan 1 jika tidak maka 0. Berikut akan

disajikan representasi graf pada gambar 5 dalam sebuah matriks ketetangaan.

$$\begin{pmatrix} - & - & 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 4 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

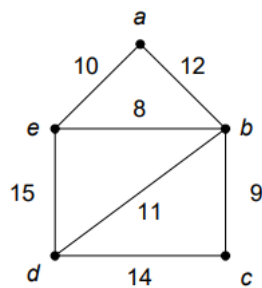
Gambar 8 Representasi graf berarah dalam matriks ketetangaan

Sumber : dokumentasi penulis

Implementasi ini menunjukkan kalo arah simpul 1 hanya menuju 2 kemudian arah panah simpul 2 menuju 1, 3, dan 4. Kemudian arah simpul 3 menuju simpul 1 dan yang terakhir arah simpul 4 menuju simpul 3.

### 3. Graf Berbobot

Graf berbobot adalah graf yang setiap sisinya diberi suatu bobot tertentu. Contoh graf berbobot dilampirkan di bawah ini.



Gambar 9 Representasi graf berbobot

Sumber : ppt pak Rinaldi Munir

### 4. Perkalian matriks

Selain graph ada operasi perkalian matriks juga yang dilakukan. Operasi perkalian matriks hanya bisa dilakukan ketika jumlah kolom matrik kiri sama dengan jumlah baris matrik kanan. Untuk cara perkaliannya berikut akan dijabarkan.

Kalikan sesuai urutannya

$$\begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} p & q \\ r & s \\ t & u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ap+br+ct & aq+bs+cu \\ dp+er+ft & dq+es+fu \\ gp+hr+it & gq+hs+iu \end{pmatrix}$$

Gambar 10 Cara Perkalian Matriks

Sumber : <https://idschool.net/sma/perkalian-matriks-3-x-3-2-x-2-dan-m-x-n-x-n-x-n-x-n/>

Dalam perkalian matrik juga terdapat beberapa sifat perkalian matrik yang harus diperhatikan yaitu sebagai berikut.

- Asosiasi:  $(AB)C = A(BC)$
- Distribusi kiri:  $A(B + C) = AB + AC$
- Distribusi kanan:  $(B + C)A = BA + CA$
- Perkalian skalar:  $k(AB) = (kA)B = A(kB)$
- Perkalian identitas:  $AI = IA = A$
- Perkalian nol:  $A0 = 0A = A$
- Tidak berlaku sifat kumulatif:  $AB \neq BA$

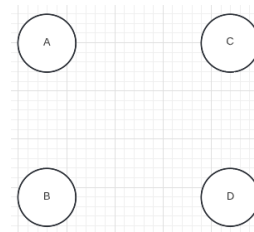
Gambar 11 Sifat-Sifat Perkalian Matrik

Sumber : <https://kumparan.com/berita-unik/perkalian-matriks-rumus-cara-perhitungan-dan-contoh-soal-1vm0WIPQISd/4>

## III. IMPLEMENTASI ALGORITMA

Implementasi algoritma PageRank dapat dijelaskan sebagai berikut.

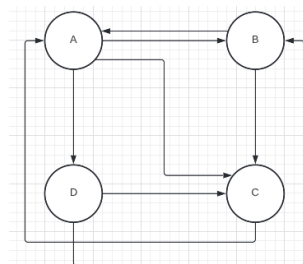
1. Jadikan link situs web yang ada dalam mesin pencarian sebagai simpul dari suatu graf.  
Misal contoh mudahnya adalah dalam suatu mesin pencarian hanya ada 4 situs web. Anggap sebelumnya di semua situs tidak ada yang memanggil link situs lain sehingga bisa digambarkan dalam sebuah graf kosong sebagai berikut.



Gambar 12 Graf kosong dengan 4 simpul

Sumber : dokumentasi penulis

2. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya tingkat popularitas suatu website dapat dihitung dari banyaknya rekomendasi website pada situs yang lain atau dalam graf berarah adalah graf yang mempunyai tetangga paling banyak. Sebagai contoh pada graf 8 kita akan mengubah graf kosong menjadi sebuah graf yang memiliki hubungan ketetangaan sebagai berikut.



Gambar 13 Graf dengan 4 simpul

Sumber : dokumentasi penulis

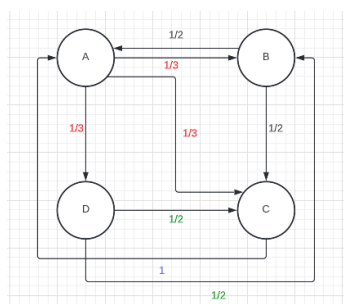
Dari gambar di atas kita mengetahui informasi sebagai berikut.

- 1) Tetangga simpul A : simpul B dan simpul C.
- 2) Tetangga simpul B : simpul A dan simpul D.
- 3) Tetangga simpul C : simpul A, simpul B dan simpul D.
- 4) Tetangga simpul D : simpul A.

Dari penentuan simpul ini kita bisa mengetahui weight dari setiap edges yaitu perhitungann algoritma untuk menghitung edges adalah sebagai berikut.

- 1) Hitung jumlah simpul yang memiliki tetangga yang sama. Misal untuk menghitung weight dari simpul A ke suatu simpul kita cari jumlah dari simpul yang memiliki tetangga simpul A. misal pada graf di gambar 9 ada 3 simpul yang memiliki hubungan ketetanggaan dengan simpul A. Maka, weight dari edges antara simpul A dengan suatu simpul lain bernilai  $1/3$ . Angka 3 berasal dari jumlah simpul yang memiliki hubungan ketetanggaan dengan simpul A. Berikut perhitungan lengkap mengenai perhitungan dari weight graf di gambar 9 akan dilampirkan di bawah.
  - 2) Weight antara simpul A dengan simpul lain  
Total hubungan ketetanggaan : 3  
Weight :  $1/3$
  - 3) Weight antara simpul B dengan simpul lain  
Total hubungan ketetanggaan : 2  
Weight :  $1/2$
  - 4) Weight antara simpul C dengan simpul lain  
Total hubungan ketetanggaan : 1  
Weight : 1
  - 5) Weight antara simpul D dengan simpul lain  
Total hubungan ketetanggaan : 2  
Weight :  $1/2$

Berikut jika digambarkan dalam suatu graf berbobot.



Gambar 14 Graf berbobot dengan 4 simpul

Sumber : dokumentasi penulis

Atau dalam bentuk matriks ketetanggaan yang akan digunakan untuk perhitungan nanti adalah sebagai berikut.

$$\begin{pmatrix} - & - & 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 0 & \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 2 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & \frac{1}{2} \\ 3 & \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ 4 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Gambar 15 Adjacent matrik sebuah graf

Sumber : dokumentasi penulis

3. Menentukan waktu yang dihabiskan dalam suatu mesin pencarian

Perhitungan ini cukup sederhana kita hanya perlu membagi 1 dengan jumlah situs web yang ada dalam suatu mesin pencarian. Jika dalam suatu mesin pencarian tadi hanya ada 4 situs web maka waktu kunjungan per situs web adalah  $1/4$ . Waktu ini akan dikalikan dengan adjacent matrik yang sudah dibuat dan itu yang akan digunakan dalam sistem perankingan nantinya.

4. Langkah terakhir adalah mengalikan adjacent matrik dengan waktu kunjungan website yang telah kita tentukan di atas.

$$\begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & 0 & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{3}{8} \\ \frac{5}{24} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{1}{12} \end{pmatrix}$$

Gambar 16 Perkalian Adjacent matrik sebuah graf dengan waktu kunjungan website

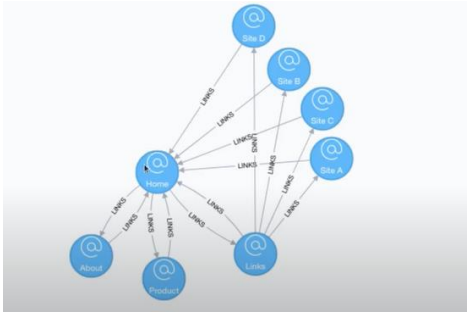
Sumber : dokumentasi penulis

Dari sini kita mendapat beberapa nilai

1. Situs A =  $3/8 = 0.375$
2. Situs B =  $5/24 = 0.2083$
3. Situs C =  $1/3 = 0.33333$
4. Situs D =  $0.08333$

Dari sistem perankingan ini kita bisa menyimpulkan jika kita mencari dalam suatu mesin pencarian maka yang akan ada diurutan atas adalah situs A, lalu situs C, situs B dan yang terakhir adalah situs D.

Berikutnya akan ditampilkan suatu aplikasi yang lebih rumit namun ini sering dipakai dalam kehidupan sehari-hari yaitu perankingan pada suatu website. Seperti yang kita tahu website terdiri dari beberapa lama nada home, product, help dan sebagainya. Laman-laman itu dapat kita hitung rank nya berikut akan dijelaskan lebih lanjut. Semisal ada suatu graf berarah sebagai berikut.



Gambar 17 Graph menyatakan hubungan site di dalam sebuah website

Sumber : <https://youtu.be/fZp6Tap9MFw>

Langkah selanjutnya kita menentukan hubungan ketetanggaan antara suatu site dengan site yang lain.

1. Tetangga Home : About, product, links, site A, site B, site C, site D.
2. Tetangga About : Home.
3. Tetangga Product : Home.
4. Tetangga Links : Home.
5. Tetangga site A : Links.
6. Tetangga site B : Links.
7. Tetangga site C : Links.
8. Tetangga site D : Links.

Kemudian kita menentukan weight dari setiap edges yang terhubung berikut akan disajikan sebuah tabel untuk perhitungannya sama seperti algoritma yang telah dijelaskan di atas.

Nama sites	Weight
Home	1/3
Product	1
About	1
Links	1/5
Site A	1
Site B	1
Site C	1
Site D	1

Tabel 1 Tabel weight setiap simpul

Sumber : dokumentasi penulis

Dari dua buah informasi yang telah kita cari kita bisa menemukan adjacent matrik dari graf di gambar 12. Dapat digambarkan sebagai berikut.

$$\begin{matrix}
 & \begin{matrix} H & about & P & L & A & B & C & D \end{matrix} \\
 \begin{matrix} H \\ about \\ P \\ L \\ A \\ B \\ C \\ D \end{matrix} & \begin{pmatrix}
 0 & 1 & 1 & \frac{1}{5} & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{pmatrix}
 \end{matrix}$$

Gambar 18 Representasi graf berarah dalam matriks ketetanggaan untuk kasus website

Sumber : dokumentasi penulis

Keterangan tambahan :

H : Home, P : Product, L : Link, A : site A, B : site B, C : site C dan D : site D)

Setelah itu kita menentukan waktu kunjungan website yaitu dapat dihitung karena terdapat 8 situs didalamnya maka nilainya 1/8 per situs. Nilai ini kemudian dikali adjacent matrik di gambar 14.

$$\begin{pmatrix}
 0 & 1 & 1 & \frac{1}{5} & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{pmatrix}
 \begin{pmatrix}
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8} \\
 \frac{1}{8}
 \end{pmatrix}
 =
 \begin{pmatrix}
 \frac{31}{40} \\
 \frac{1}{24} \\
 \frac{1}{24} \\
 \frac{1}{24} \\
 \frac{1}{40} \\
 \frac{1}{40} \\
 \frac{1}{40} \\
 \frac{1}{40}
 \end{pmatrix}$$

Gambar 19 Hasil Perkalian Adjacent matrik sebuah graf dengan waktu kunjungan website pada kasus website

Sumber : dokumentasi penulis

Dari sini kita mendapat beberapa nilai.

1. Home = 31/40 = 0.775
2. About = 1/24 = 0.0416
3. Product = 1/24 = 0.0416
4. Links = 1/24 = 0.0416
5. Site A = 1/40 = 0.025
6. Site B = 1/40 = 0.025
7. Site C = 1/40 = 0.025
8. Site D = 1/40 = 0.025

Kesimpulannya adalah page Home yang paling favorit dan akan tampil di urutan pertama pencarian kemudian about, product, dan home mereka sama lalu setelah itu baru site A, site B, site C, dan site D.

Begitulah cara kerja dari algoritma PageRank ini. Algoritma ini akan mengurutkan rank-rank nilai berdasarkan rekomendasi dari site lain. Pada sumber link <https://youtu.be/fZp6Tap9MFw> menjelaskan mengenai penyelesaian masalah ini dengan menggunakan Neo4j disana dihasilkan suatu hasil sebagai berikut.

"Home"	3.2362017153762284
"About"	1.0611098567023873
"Product"	1.0611098567023873
"Links"	1.0611098567023873
"Site A"	0.3292259009438567
"Site B"	0.3292259009438567
"Site C"	0.3292259009438567
"Site D"	0.3292259009438567

Gambar 20 Hasil Perangkingan menggunakan Neo4j

Sumber : di ss dari <https://youtu.be/fZp6Tap9MFw>

Dari sini terdapat perbedaan nilai, namun untuk pola nilainya tetap sama yaitu home paling besar kemudian antara link, product dan about bernilai sama kemudian untuk site A, site B, dan site C juga site D bernilai sama. Sehingga hasil sistem ranking nya tetap sama. Dicantumkan ini sebagai bahan pembandingan perhitungan yang telah dilakukan.

#### IV. KESIMPULAN

Algoritma PageRank merupakan suatu algoritma yang cukup berguna dalam computer science tidak hanya dalam bidang pengurutan web yang penulis lakukan tapi banyak sekali pemanfaatan di bidang lainnya. Pengaplikasian graf pada algoritma PageRank ini ,bisa dianggap menjadi suatu hal penting karena dari awal semua nilai-nilai yang digunakan bersumber dari hasil pengamatan dari sebuah graf nya. Cara kerja dari algoritma PageRank ini adalah dengan mencoba mengkalkulasikan setiap tetangga suatu simpul dalam suatu graf berarah. Semakin banyak tetangga suatu simpul maka semakin dia berada dalam urutan atas suatu rekomendasi web ini. Begitupun sebaliknya. Adapun urutan implementasi dari algoritma PageRank ini adalah pertama, gambarkan semua situs dalam web dalam sebuah simpul kemudian gambarkan hubungan ketetanggan diantara para situs itu. Setelah itu hitung weight dari masing-masing sisi menggunakan rumus di atas. Kemudian dengan weight yang sudah ada gambarkan hubungan ketetanggaan antara simpul itu dalam matrik ketetanggan. Jangan lupa dalam matrik ketetanggaan itu inputan berisi weight tiap sisi bukan lagi 1 atau 0 yang hanya menyatakan ada atau tidaknya sebuah hubungan ketetanggan. Setelah itu hitung waktu rata-rata mengunjungi sebuah website. Lalu kalikan antara kedua matrik di atas. Diperoleh lah hasil sistem ranking dari PageRank ini.

#### V UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan kasih karunia-Nya yang telah memberikan kesehatan dan kesempatan kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan makalah ini. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan

makalah ini, diantaranya adalah:

1. Fariska Zakhrativa Ruskanda, S.T., M.T. selaku dosen pengampu kelas K02.

mata kuliah IF2120 Matematika Diskrit.

2. Dr. Ir. Rinaldi, M.T. atas kontribusi buku dan materi yang penulis kutip pada makalah ini.

3. Dan semua pihak yang telah terbuatnya makalah ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu-satu.

#### VI REFERENSI

- [1] Yahdi, Muhammad. 2020. *Algoritma Page Rank*, <https://youtu.be/ERTIIgovxqk> , diakses pada 08 Desember 2022.
- [2] Munir, Rinaldi. 2022. *Graf (Bagian 1)*, <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>, diakses pada 08 Desember 2022.
- [3] Munir, Rinaldi. 2022. *Graf (Bagian 2)*, <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian2.pdf>, diakses pada 08 Desember 2022.
- [4] Aini Rakhmawati, Nur. 2020. *Algoritma Pageran di Neo4J*, <https://youtu.be/fZp6Tap9MFw> diakses 09 Desember 2022.
- [5] Albi dan Silvester. 2017. *PageRank Algorithm*, <file:///C:/Users/Shelma/Downloads/PageRank-Algorithm-Journal.pdf>, diakses pada 08 Desember 2022.
- [6] Mark dan Amy. 2019. *Graph Algorithms in Neo4j:PageRank*, <https://neo4j.com/blog/graph-algorithms-neo4j-pagerank/> diakses pada 08 Desember 2022.

#### VII 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, 12 Desember 2022



Shelma Salsabila  
(13521115)