

✓ 32290/H/08



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

RTif
005.1
Pri

p-1
dmod

TESIS C12541
PENGGUNAAN KUOSIEN RAYLEIGH
DALAM METODE PANGKAT
GUNA MEMPERCEPAT
PERHITUNGAN PAGERANK

M ZAINAL ARIFIN
NRP. 5105 201 009

DOSEN PEMBIMBING
Daniel Oranova Siahaan, S.Kom, M.Sc, PD. Eng.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIHAN TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2008

PERPUSTAKAAN ITS	
Tgl. Terima	10 - 3 - 2008
Terima Dari	H
No. Agenda Prp.	230843

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)
di
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh :
M ZAINAL ARIFIN
Nrp. 5105 201 009

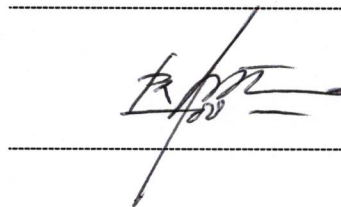
Tanggal Ujian : 30 Januari 2008
Periode Wisuda : Maret 2008

Disetujui Oleh :

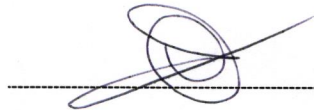
1. Daniel Oranova S., S.Kom, M.Sc,
PD.Eng
NIP. 132 318 029



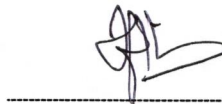
2. Ir. F.X. Arunanto, M.Sc
NIP. 131 285 253



3. Ir. Joko Lianto, M.Sc, Ph.D
NIP. 131 996 151



4. Ahmad Saikhu, S.Si, MT
NIP. 132 318 030



Direktur Program Pascasarjana,



Prof. DR. Ir. Suparno, MSIE.
NIP. 130 532 035

**PENGGUNAAN KUOSIEN RAYLEIGH
DALAM METODE PANGKAT
GUNA MEMPERCEPAT
PERHITUNGAN PAGERANK**

Nama Mahasiswa : M Zainal Arifin
NRP : 5105201009
Pembimbing : Daniel Oranova S, S.Kom, M.Sc, PD.Eng

ABSTRAK

Pengurutan hasil pencarian pada mesin pencari saat ini menjadi titik fokus bagi mesin pencari guna menampilkan hasil pencarian yang penting. Sistem pengurutan diharapkan memberikan hasil yang signifikan. PageRank sistem pengurutan yang digunakan Google dan merupakan salah satu sistem pengurutan yang bekerja berdasarkan analisa jalur. Perhitungan pengurutan dengan menggunakan algoritma PageRank saat ini menjadi banyak perbincangan para peneliti karena perhitungan tersebut menghabiskan waktu yang lama, dan berhari-hari sehingga jika ada halaman baru tiap detik, maka PageRank tidak secara langsung meng-*update* halaman tersebut tetapi menunggu waktu perhitungan PageRank selanjutnya yang akan dilakukan secara *offline*.

Untuk mempercepat perhitungan PageRank, dalam penelitian ini digunakan kuosien rayleigh. Kuosien rayleigh dapat mempercepat konvergensi dengan jalan menentukan nilai eigen dominan sehingga perhitungan galat berdasarkan selisih nilai eigen dominan tersebut dengan nilai eigen dominan sebelumnya.

Berdasarkan analisa dari hasil uji coba, didapatkan bahwa waktu perhitungan Pagerank dengan menggunakan kuosien rayleigh lebih cepat dibandingkan dengan tanpa menggunakan kuosien rayleigh. Dari data percobaan, rata-rata prosentase percepatan sebesar 54,63%

Kata Kunci : *PageRank, Quotion Rayleigh.*

**USAGE OF RAYLEIGH QUOTIENT
IN POWER METHOD
TO ACCELERATE
PAGERANK COMPUTATION**

By : M Zainal Arifin
Student Identity Number : 5105201009
Supervisor : Daniel Oranova S, S.Kom, M.Sc, PD.Eng

ABSTRACT

Ranking pages is an important issue in search engine system. It should ensure that the pages resulted from query execution in search engine is orderly displayed with respect to their relevance. Pagerank is a ranking method used by Google. It is one of ranking methods that use link analysis. Pagerank algorithm has gained a major attention in many conferences among researchers because it is time consuming. Therefore, Google could not update its page collection in realtime. For that reason, Pagerank process is done offline.

To accelerate Pagerank process, in this research, we use Rayleigh Quotient. Rayleigh Quotient is expected to accelerate the convergence of eigen values by determining dominant eigenvalues and calculating error based on the comparison between current and previous dominant eigenvalues.

Our analysis on experimental results shows that the use of Rayleigh Quotient in PageRank algorithm improves the processing time. According to the experiment, the average percentage of the acceleration is 54,63%.

Keyword : *Pagerank, Quotient Rayleigh*

DAFTAR ISI

Judul		
Lembar Pengesahan		
Abstrak		i
Daftar Isi		iii
Daftar Gambar.....		iv
Daftar Tabel.....		v
BAB 1	PENDAHULUAN	1
1.1	Latar Belakang.....	1
1.2	Permasalahan.....	2
1.3	Batasan Masalah.....	3
1.4	Tujuan Penelitian.....	3
1.5	Manfaat Penelitian.....	3
BAB 2	TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1	Algoritma Pengurutan.....	5
2.1.1	Algoritma PageRank.....	5
2.1.2	Algoritma HITS.....	7
2.1.3	Algoritma SALSA.....	8
2.2	Struktur Mesin Pencari.....	8
2.3	Algoritma PageRank.....	9
2.4	Matrik Markov.....	11
2.5	Vektor Eigen dan Nilai Eigen.....	12
2.6	Metode Pangkat.....	15
2.7	Kuosien Rayleigh.....	16
BAB 3	METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1	Metodologi Penelitian.....	19
3.2	Kerangka Berfikir.....	20
3.3	Hipotesis Penelitian.....	20
3.4	Metode Penelitian.....	20
3.5	Identifikasi Variabel Penelitian.....	20
3.6	Metode Analisis.....	21
3.7	Jenis Penelitian.....	21
3.8	Lokasi Penelitian.....	21
3.9	Disain Sistem.....	22
3.10	Membangun Matrik Markov.....	23
3.11	Estimasi Nilai Eigen dengan Metode Pangkat.....	25
3.12	Estimasi Nilai Eigen dengan Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh.....	27
3.13	Estimasi Galat pada Kuosien Rayleigh.....	30
BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1	Skenario Percobaan.....	33

4.2	Parameter Percobaan.....	34
4.3	Pelaksanaan Percobaan.....	35
4.4	Data Percobaan.....	37
4.4.1	Dataset Stanford University.....	37
4.4.2	Dataset Toronto University.....	38
4.4.3	Dataset University of Milano.....	38
4.5	Hasil Percobaan.....	39
4.6	Analisa Hasil Percobaan.....	42
4.6.1	Analisa waktu perhitungan metode pangkat dengan kuosien rayleigh.....	42
4.6.2	Analisa selisih waktu perhitungan metode pangkat dengan kuosien rayleigh.....	45
4.6.3	Analisa selisih iterasi perhitungan metode pangkat dengan kuosien rayleigh.....	47
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	43
5.1	Kesimpulan.....	49
5.2	Saran.....	50
	Daftar Pustaka.....	51

Lampiran

- Lampiran 1 : Hasil Perhitungan PageRank
- Lampiran 2 : Grafik perbandingan waktu perhitungan Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh
- Lampiran 3 : Grafik perbandingan iterasi antara perhitungan dengan Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh
- Lampiran 4 : Grafik selisih waktu perhitungan antara Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh
- Lampiran 5 : Analisa kurva Metode Pangkat pada hasil percobaan
- Lampiran 6 : Analisa kurva Kuosien Rayleigh pada hasil percobaan
- Lampiran 7 : Analisa selisih waktu pada hasil percobaan
- Lampiran 8 : Analisa rasio iterasi
- Lampiran 9 : Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Randomized algorithms*
- Lampiran 10: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Computational complexity*
- Lampiran 11: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Automobile industries*
- Lampiran 12: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Table tennis*
- Lampiran 13: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Moon landing*
- Lampiran 14: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Computational Geometry*

- Lampiran 15: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Affirmative action*
- Lampiran 16: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Net Censorship*
- Lampiran 17: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Roswell*
- Lampiran 18: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Jaguar*
- Lampiran 19: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Gun Control*
- Lampiran 20: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Classical Guitar*
- Lampiran 21: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Armstrong*
- Lampiran 22: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *cheese*
- Lampiran 23: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *abortion*
- Lampiran 24: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Amusement parks*
- Lampiran 25: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Vintage cars*
- Lampiran 26: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Complexity*
- Lampiran 27: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Iraq war*
- Lampiran 28: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Jordan*
- Lampiran 29: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Death penalty*
- Lampiran 30: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Geometry*
- Lampiran 31: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Globalization*
- Lampiran 32: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Shakespeare*
- Lampiran 33: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Alcohol*
- Lampiran 34: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *National parks*
- Lampiran 35: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Recipes*
- Lampiran 36: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Genetic*
- Lampiran 37: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Blues*

- Lampiran 38: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Basket ball*
- Lampiran 39: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Architecture*
- Lampiran 40: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Movies*
- Lampiran 41: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Weather*
- Lampiran 42: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Search engines*
- Lampiran 43: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Stanford*
- Lampiran 44: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Cnr-2000*
- Lampiran 45: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Stanford Berkeley*
- Lampiran 46: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *Eu-2005*
- Lampiran 47: Vektor eigen hasil perhitungan dengan dataset *In-2004*

Daftar Gambar

Gambar 2.1. Diagram struktur mesin pencari Google.....	9
Gambar 2.2. Flowchart Algoritma PageRank	11
Gambar 3.1. Alur kegiatan metode kerja penelitian.....	19
Gambar 3.2. Alur algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh.....	22
Gambar 4.1. Hasil perhitungan algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659	43
Gambar 4.2. Hasil perhitungan algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659	43
Gambar 4.3. Grafik Selisih Waktu antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659	45
Gambar 4.4. Grafik Selisih Waktu antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659	46
Gambar 4.5. Grafik Selisih Iterasi antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659	47
Gambar 4.6. Grafik Selisih Iterasi antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659	48

Daftar Tabel

Tabel 4.1. Daftar Dataset Percobaan.....	37
Tabel 4.2. Dataset dari University of Milano.....	39
Tabel 4.3. Hasil perhitungan PageRank dengan Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh.....	40
Tabel 4.4. Vektor eigen Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh pada dataset Stanford.....	41

BAB 1

PENDAHULUAN

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sistem pencarian di *internet* dalam beberapa dekade ini tumbuh dengan sangat pesat sejalan bertambahnya halaman *web* di *internet*. Halaman *web* tumbuh dengan cepatnya bahkan banyak halaman yang tidak seragam dengan bahasa yang berbeda-beda sehingga pencarian yang relevan dan signifikan sangat diharapkan. Tidak mungkin bagi seorang pengguna mesin pencari mengunjungi semua halaman hasil pencarian, tetapi hanya halaman yang relevan saja dan sesuai dengan urutan yang akan dikunjungi.

Terkait dengan pengurutan dalam hasil pencarian, handal tidaknya pengurutan tergantung dari algoritma pengurutan yang digunakan. Beberapa teknik telah dikaji atau diteliti dengan mengkombinasikan beberapa metode dalam rangka mendapatkan hasil pengurutan yang lebih baik dalam pengurutan mesin pencari. Saat ini algoritma pengurutan yang terbaik adalah algoritma PageRank (Internet Survey, 2007). Algoritma PageRank ditemukan oleh Lawrence Page dan Sergey Brin, dimana keduanya adalah penemu mesin pencari Google (Brin, Page, 1998). Pengurutan Google tersebut didasarkan pada pemilihan dan analisa jalur yang berbeda dengan beberapa algoritma pengurutan yang lainnya (Ding, 2001).

Penelitian ini didasari oleh sebuah paper yang berjudul *Fast PageRank Computation Via a Sparse Linear System (Extended Abstract)* (Del Corso, 2005). Di dalam paper tersebut, disebutkan bahwa digunakannya metode Sparse Linear System dalam Metode Pangkat guna mempercepat perhitungan PageRank, untuk itu akan diteliti penggunaan metode lain yaitu dengan penambahan Kuosien Rayleigh dalam

Metode Pangkat guna mempercepat perhitungan PageRank. Riset ini sangat dibutuhkan karena perhitungan pengurutan menggunakan algoritma PageRank masih belum optimal dan efisien.

1.2 Permasalahan

Mendapatkan hasil yang memuaskan dalam arti hasil tersebut relevan dan penting dengan kata kunci yang dimasukkan menjadi sebuah kebutuhan dalam pencarian di mesin pencari. Hasil pencarian yang relevan sangatlah dibutuhkan sesuai dengan kata kunci pengguna, tetapi hasil pencarian yang relevan saja tidaklah cukup, yang dibutuhkan adalah hasil pencarian yang relevan dan penting, dimana memiliki pengurutan sesuai dengan kata kunci yang dimasukkan sehingga pengguna hanya melihat dan mengunjungi halaman yang disarankan mesin pencari, halaman tersebut adalah halaman pertama. Pengguna tidak perlu untuk mengunjungi semua halaman *website* yang disediakan, tetapi hanya pada halaman relevan dan penting saja. Jumlah halaman *web* saat ini hampir 4,2 Milyar, sehingga perhitungan pengurutan memakan waktu lebih kurang tiga hari secara *offline*, padahal tiap detik sekitar 100 halaman baru muncul di internet (Langville, Meyer, 2005). Perhitungan pengurutan yang baik dan cepat inilah yang memunculkan ide dalam penelitian ini sehingga akan digunakan metode tertentu dalam menghitung pengurutan dengan lebih cepat dan memiliki hasil yang lebih baik. Hasil pencarian, akan disesuaikan dengan pengurutan dalam mesin pencari yang selanjutnya akan di tampilkan di halaman *web* pengguna sesuai dengan kata kunci. Untuk itu akan digunakan kuosien rayleigh dalam metode pangkat untuk mengurangi waktu perhitungan pengurutan. Kuosien Rayleigh digunakan dalam Metode pangkat dengan jalan mengaproksimasi nilai eigen dominan dari vektor eigen yang dihasilkan dari perhitungan Metode Pangkat.

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian yang dilakukan lebih fokus dan mengarah, maka dibuat beberapa batasan terhadap permasalahan sebagai berikut :

1. Pada penelitian ini hanya dititik beratkan pada penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat guna mempercepat perhitungan PageRank.
2. Penggunaan dataset diambil dari berbagai *website*, dimana dataset tersebut sudah memenuhi kriteria Markov, yaitu stokastik dan *irreducible*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukan penelitian ini adalah untuk mempercepat perhitungan pengurutan pada pencarian di mesin pencari yang menggunakan algoritma PageRank dengan cara menggunakan kuosien rayleigh

1.5 Manfaat Penelitian

Disamping melakukan perhitungan pengurutan dengan metode pangkat pada algoritma PageRank, peneliti juga berusaha memberikan kontribusi dari penelitian ini, yaitu:

1. Penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat yang digunakan untuk mempercepat aproksimasi nilai eigen dominan dari vektor eigen yang dihasilkan oleh Metode Pangkat.
2. Memadukan kuosien rayleigh dengan Metode Pangkat pada perhitungan PageRank, sehingga perhitungan PageRank konvergen pada nilai eigen yang dominan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Sebuah mesin pencari bertujuan memberikan informasi kepada para pengguna tentang informasi yang dibutuhkan secara terurut, akurat, relevan dan penting. Berbagai metode dalam pengurutan pada hasil pencarian di mesin pencari telah dikembangkan sejak tahun 1998 sampai saat ini.

2.1 Algoritma Pengurutan

Sampai dengan saat ini, banyak penelitian telah dilakukan yang befokus pada algoritma pengurutan yang lebih akurat dan cepat. Salah satu pendekatan algoritma pengurutan tersebut menggunakan metode analisa jalur, dimana pada beberapa diantaranya menggunakan *vote* sebagai acuan dalam menentukan probabilitas dari sebuah halaman. Berikut ini akan dijelaskan tiga macam algoritma yang menggunakan metode analisa jalur.

2.1.1 Algoritma PageRank

PageRank diciptakan oleh Larry Page di Stanford University, sehingga nama PageRank berasal dari nama penciptanya (*Page-rank*). Kemudian Sergey Brin pada tahun yang sama yaitu di tahun 1998 menciptakan sebuah mesin pencari, proyek tersebut waktu itu masih merupakan *prototype* dan dinamakan Google.

PageRank dibuat berdasarkan *vote* dari suatu jalur kepada jalur yang lainnya, analisa *vote* tersebut pertama kali dibuat pada tahun 1950 oleh Eugene Garfield dari Pennsylvania.

PageRank merupakan distribusi probabilitas yang digunakan untuk merepresentasikan kemungkinan seseorang secara acak mengikuti sebuah *hyperlink* pada suatu halaman web. PageRank dapat dihitung untuk sebarang koleksi dokumen,

dimana dokumen tersebut mula-mula diberikan sebuah nilai PageRank awal, yang selanjutnya nilai tersebut dihitung berdasarkan peluangnya dalam halaman web. Perhitungan pagerank membutuhkan beberapa fase, diantaranya adalah fase iterasi dimana nilai aproksimasi pagerank akan didekati dan sampai konvergen pada suatu nilai pagerank yang benar. Peluang sebuah halaman berkisar antara 0 sampai dengan 1. Peluang dengan nilai 0,5 dapat dilukiskan sebagai suatu kesempatan yang akan terjadi 50%. Sehingga sebuah halaman dengan nilai pagerank 0,5 berarti terdapat 50% kesempatan bahwa seseorang akan mengikuti *hyperlink* secara acak kepada dokumen dengan nilai pagerank 0,5.

Mesin pencari Google menyediakan sebuah *toolbar* pagerank yang menampilkan informasi tentang nilai pagerank dari halaman yang dikunjungi dengan nilai berkisar antara 0 sampai dengan 10. Sebuah halaman web yang populer akan mendapatkan nilai pagerank 10, dan web yang tidak populer akan memperoleh nilai pagerank 0.

Google direktori pagerank merupakan sebuah indikator pengukuran pagerank pada suatu halaman web, dimana pengukuran tersebut tidak memberikan sebuah angka nilai pagerank tetapi sebuah indikator berupa kotak berwarna hijau dengan maksimum sebanyak 8 kotak.

Nilai pagerank yang ditampilkan pada *toolbar* di mesin cari google masih dipertimbangkan ke-akuratannya. Nilai pagerank tersebut dapat dimanipulasi dan teknik yang dikenal dalam manipulasi tersebut dinamakan *302 Google Jacking* yang memanfaatkan kesalahan dari sistem Google. Google sudah mendeteksi dan mengatasi masalah ini dengan melakukan pencarian berdasarkan *url* pemanggil.

Untuk tujuan optimasi pada mesin pencari, beberapa perusahaan mencoba untuk menjual *hyperlink* yang memiliki nilai pagerank yang tinggi. Sebuah *hyperlink* dengan

nilai pagerank tinggi pasti memiliki harga yang mahal. Pembelian *hyperlink* dari halaman web dengan pagerank yang tinggi banyak digunakan di bidang iklan dan pemasaran. Bagaimanapun juga Google telah memberikan peringatan kepada para *webmaster* bahwa jika diketahui mereka memperjualbelikan *hyperlink* agar reputasi dan nilai pagerank nya naik, maka nilai pagerank tersebut akan diabaikan. Google memberikan nasehat kepada para *webmaster* untuk menggunakan atribut HTML "no follow" pada *hyperlink* yang mengandung iklan. Saat ini banyak *webmaster* mencoba untuk memanipulasi nilai pagerank Google dengan jalan mempengaruhi kualitas hasil pencarian.



2.1.2 Algoritma HITS

Algoritma pengurutan ini ditemukan oleh Jon Kleinberg. HITS merupakan singkatan dari *Hypertext Induced topic Selection* yang merupakan algoritma pengurutan berdasarkan analisa jalur rata-rata untuk setiap nilai *authority* dan *hub*. Nilai *authority* merupakan sebuah nilai estimasi isi sebuah halaman web, sedangkan nilai *hub* merupakan estimasi bahwa halaman tersebut akan memiliki *hyperlink* pada halaman lain. Nilai tersebut dapat digunakan untuk mengurutkan hasil pencarian di mesin pencari.

Nilai *authority* dan *hub* didefinisikan sebagai *mutual recursion*. Nilai *authority* dihitung berdasarkan jumlah skala nilai *hub* yang menuju halaman tersebut. Nilai *hub* merupakan jumlah dari skala *authority* dari sebuah halaman yang menuju halaman tersebut.

HITS dan pagerank memiliki kemiripan, bahwa keduanya adalah algoritma yang perhitungannya berdasarkan iterasi dokumen pada halaman web. Beberapa perbedaan penting antara algoritma pagerank dan HITS adalah :

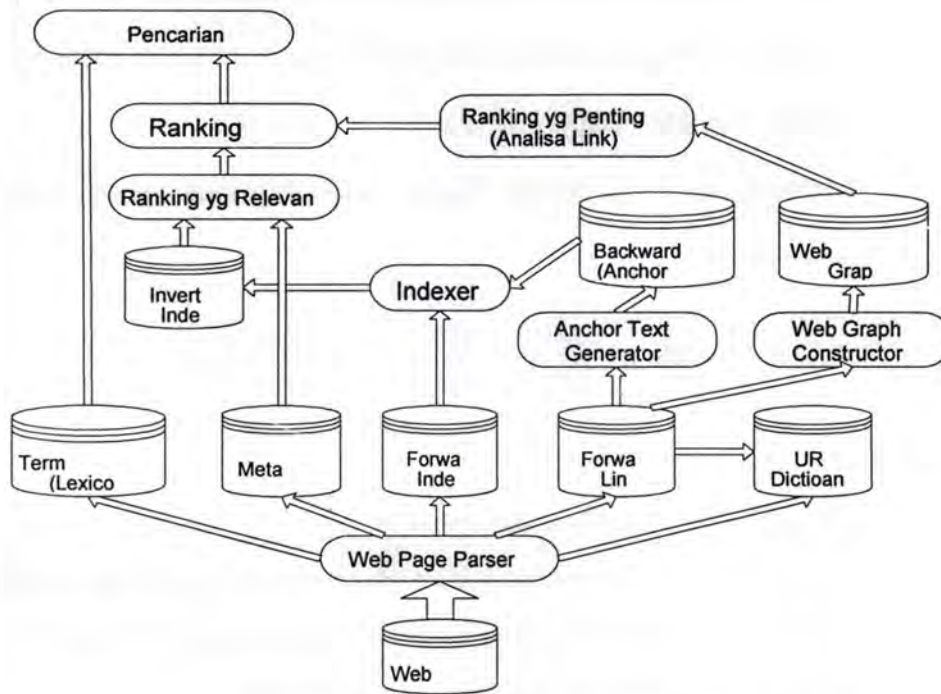
1. HITS dieksekusi secara *real time* dan bukan pada *indexing time*
2. Algoritma HITS tidak secara umum digunakan oleh mesin pencari, tetapi ada yang meng-klaim bahwa Ask.com menggunakan algoritma HITS tersebut
3. Jika pagerank menghitung hanya satu skor saja pada sebuah halaman web, maka HITS akan menghitung nilai *hub* dan *authoroty* untuk tiap dokumen.
4. HITS hanya dieksekusi pada dokumen yang relevan saja, tidak seperti pagerank yang melakukan perhitungan pagerank pada semua dokumen halaman web.

2.1.3 SALSALSA

Algoritma pengurutan ini merupakan kepanjangan dari *Stochastic Approach for Link Structure Analysis* yang ditemukan oleh Lempel dan Moran. Algoritma ini mengkombinasikan antara ide *random walk* dari pagerank dengan ide *authority* dan *hub* dari algoritma HITS. Kelebihan dari SALSALSA adalah bobot dapat dihitung secara eksplisit tanpa melalui proses iterasi.

2.2 Struktur Mesin Pencari

Secara umum, mesin pencari Google bekerja seperti ditunjukkan pada Gambar 2.1. Salah satu komponen utamanya adalah komponen untuk menentukan ranking dari masing-masing halaman web yang dikoleksi.



Gambar 2.1 Diagram Struktur Mesin Pencari Google
(Sumber : Brin, 1998)

Berdasarkan gambar 2.1 tampak bahwa sebelum hasil pencarian dikirim kepada pengguna mesin pencari, terlebih dahulu dilakukan pengurutan berdasarkan nilai pagerank, hal ini bertujuan untuk memberikan hasil pencarian yang relevan dan penting.

2.3 Algoritma PageRank

PageRank merupakan metode yang digunakan mesin pencari Google dalam mengukur kepentingan dari sebuah halaman *web*. Ketika semua faktor pencarian seperti *tag* judul, dan kata kunci sudah digunakan, maka Google menggunakan PageRank untuk menunjukkan halaman penting yang akan ditampilkan sebagai halaman utama pada hasil pencarian. Mesin Pencari melakukan beberapa hal dalam membuat pengurutan halaman, yaitu :

- a. Menemukan halaman yang sesuai dengan kata kunci yang dimasukkan
- b. Mengurutkan dengan menggunakan faktor dari kata kunci tersebut
- c. Menghitung jumlah hasil pencarian
- d. Mengurutkan hasil sesuai dengan nilai PageRank yang telah dihitung sebelumnya.

$$PR(A) = (1 - d) + d \left(\frac{PR(T_1)}{C(T_1)} + \frac{PR(T_2)}{C(T_2)} + \dots + \frac{PR(T_n)}{C(T_n)} \right), \quad (2.1)$$

Dimana,

$PR(A)$: PageRank dari halaman A .

d : Merupakan *damping factor*. Secara nominal diberi nilai 0.85

$PR(T_1)$: PageRank dari sebuah situs yang menuju halaman A

$C(T_1)$: Jumlah Jalur pada halaman tersebut

$\frac{PR(T_n)}{C(T_n)}$: Perbandingan setiap halaman yang merujuk A .

(Brin, Page, 1998)

Algoritma PageRank menurut (Langville, 2005) digambarkan seperti pada gambar 2.2



Gambar 2.2 Flowchart Algoritma PageRank

(Sumber : Langville, 2005)

2.3 Matrik Markov

Metode Markov dapat diaplikasikan untuk sistem diskrit ataupun sistem kontinyu. Sistem diskrit adalah sistem yang perubahan kondisinya dapat diamati/terjadi secara diskrit. Sedangkan sistem kontinyu adalah sistem yang perubahan kondisi dan perilaku sistem terjadi secara kontinyu.

Sebuah rantai markov merupakan barisan variabel acak, X_1, X_2, X_3, \dots . Dengan properti markov, yaitu kondisi yang terjadi saat ini, dengan kondisi yang lampau dan selanjutnya, adalah bebas dan tidak terikat.

$$\Pr(X_{n+1} = x \mid X_n, \dots, X_1, X_0 = x_0) = \Pr(X_{n+1} = x \mid X_n = x_n), \quad (2.2)$$

diberikan definisi terhadap peluang dari kondisi i ke kondisi j dalam n kali langkah adalah sebagai,

$$p_{ij}^{(n)} = \Pr(X_n = j \mid X_0 = i), \quad (2.3)$$

sedangkan untuk transisi satu langkah didefinisikan sebagai :

$$p_{ij} = \Pr(X_1 = j \mid X_0 = i), \quad (2.4)$$

Matrik jalur dari *graph* tersebut selanjutnya dinamakan matrik markov dan akan dihitung konvergensinya untuk mendapatkan nilai eigen.

Sebuah rantai markov dikatakan *ergodic* jika ada sebarang jalur dari suatu kondisi kepada kondisi yang lainnya, atau dapat berada pada sebarang kondisi pada setiap waktu dengan probabilitas yang tidak nol. Untuk sebarang rantai markov yang *ergodic*, maka ada rata-rata kunjungan yang unik untuk setiap kondisi. Dalam arti, bahwa selama periode waktu yang lama, kunjungan setiap kondisi adalah proporsional dan tidak peduli dimana dimulainya kunjungan pada kondisi tersebut (Anton, 1987).

2.4. Vektor Eigen dan Nilai Eigen

Vektor adalah besaran yang memiliki arah dan besar, himpunan V dinamakan ruang vektor pada F ketika penjumlahan vektor dan perkalian skalar memenuhi definisi ruang vektor berikut ini :

1. $x + y \in V$, untuk semua $x, y \in V$. Ini merupakan syarat penjumlahan vektor.
2. $(x + y) + z = x + (y + z)$, untuk setiap $x, y, z \in V$

3. $x + y = y + x$, untuk setiap $x, y \in V$.
4. Terdapat elemen $0 \in V$ sehingga $x + 0 = x$ untuk setiap $x \in V$.
5. Untuk setiap $x \in V$, terdapat elemen $(-x) \in V$, sehingga $x + (-x) = 0$.
6. $\alpha x \in V$, untuk setiap $\alpha \in F$ dan $x \in V$, ini merupakan syarat dari perkalian skalar
7. $(\alpha\beta)x = \alpha(\beta x)$, untuk semua $\alpha, \beta \in F$, dan untuk setiap $x \in V$
8. $\alpha(x + y) = \alpha x + \alpha y$, untuk setiap $\alpha \in F$ dan untuk setiap $x, y \in V$
9. $(\alpha + \beta)x = \alpha x + \beta x$, untuk setiap $\alpha, \beta \in F$ dan untuk setiap $x \in V$.
10. $1x = x$, untuk setiap $x \in V$

Aksioma abstrak digunakan untuk mendefinisikan ruang vektor dan pertama kali dipublikasikan tahun 1844.

Jika A adalah matrik $n \times n$, sering kita jumpai tidak ada hubungan geometrik yang nyata diantara vektor x dan bayangannya Ax di bawah perkalian oleh A . Akan tetapi ada beberapa vektor tak nol yang sering memetakan A ke dalam skalar dengan perkalian skalarnya sendiri. Seperti halnya vektor yang memainkan peran penting dalam analisis transformasi linear dan secara natural mengangkatnya dalam penelaahan vibrasi, sistem elektris, genetika, reaksi kimia, mekanika kuantum, tegangan mekanis, ekonomi, dan geometri.

Jika A adalah matrik $n \times n$, maka pernyataan-pernyataan berikut ekuivalen satu sama lain:

- a. λ adalah nilai eigen dari A
- b. Sistem persamaan $(\lambda I - A)x = 0$, mempunyai pemecahan tak trivial.
- c. Ada vektor tak nol x didalam R^n , sehingga $Ax = \lambda x$.
- d. λ adalah pemecahan riil dari persamaan karakteristik $\det(\lambda I - A) = 0$

Kini kita mengetahui bagaimana mencari nilai eigen, maka kita akan beralih ke masalah untuk mencari vektor eigen. Vektor eigen A yang bersesuaian dengan nilai eigen λ adalah vektor tak nol x yang memenuhi $Ax = \lambda x$. Secara ekuivalen, vektor eigen yang bersesuaian dengan λ adalah vektor tak nol dalam ruang pemecahan dari $(\lambda I - A)x = 0$. Kita namakan ruang pemecahan ini sebagai ruang eigen (*eigenspace*) dari A yang bersesuaian dengan λ .

Definisi : Jika A adalah matrik $n \times n$, maka vektor tak nol x di dalam R^n dinamakan vektor eigen dari A jika Ax adalah kelipatan skalar dari x , yakni :

$$Ax = \lambda x, \quad (2.5)$$

untuk suatu skalar λ , skalar λ dinamakan nilai eigen dari A dan x dikatakan vektor eigen yang bersesuaian dengan λ .

Untuk mencari nilai eigen matrik A yang berukuran $n \times n$ maka kita menuliskan kembali persamaan (2.5) sebagai :

$$Ax = \lambda x,$$

Atau secara ekuivalen

$$(\lambda I - A)x = 0, \quad (2.6)$$

Supaya λ menjadi nilai eigen, maka harus ada pemecahan tak nol dari persamaan ini.

Persamaan (2.6) akan mempunyai pemecahan tak nol jika dan hanya jika,

$$\det(\lambda I - A) = 0 \quad (2.7)$$

Ini dinamakan persamaan karakteristik A . Skalar yang memenuhi persamaan ini adalah nilai eigen dari A . bila diperluas, maka $\det(\lambda I - A)$ adalah polinom λ yang kita namakan polinom karakteristik dari A . Hal ini dapat ditunjukkan bahwa jika A adalah matrik $n \times n$, maka polinom karakteristik A harus memenuhi n dan koefisien λ^n adalah 1. Jadi, polinom karakteristik dari matrik $n \times n$ mempunyai bentuk :

$$\det(\lambda I - A) = \lambda^n + c_1 \lambda^{n-1} + \dots + c_n \quad (2.8)$$

(Anton, 1987)

Persamaan polinomial karakteristik harus memenuhi beberapa aksioma berikut ini :

1. Polinomial karakteristik dari matrik $A_{n \times n}$ adalah $p(\lambda) = \det(A - \lambda I)$, derajat $p(\lambda)$ adalah n , dan koefisien dari $p(\lambda)$ adalah $(-1)^n \lambda^n$.
2. Persamaan karakteristik dari A adalah $p(\lambda) = 0$
3. Nilai eigen dari A merupakan penyelesaian dari persamaan karakteristik atau ekuivalen dengan akar karakteristik dari polinomial tersebut.
4. A memiliki n nilai eigen, tetapi beberapa nilai eigen tersebut dapat berupa bilangan kompleks walaupun elemen dari matrik A semuanya bilangan riil dan beberapa juga memiliki nilai eigen yang sama.
5. Jika A hanya berisi elemen-elemen bilangan riil, maka nilai eigen yang kompleks akan memenuhi $\lambda \in \sigma(A)$, maka $\bar{\lambda} \in \sigma(A)$. (Langville, 2005)

2.5 Metode Pangkat

Pada sub bab 2.3 kita telah mempelajari bahwa nilai eigen matrik kuadrat dapat dicari menggunakan pemecahan persamaan karakteristiknya. Dalam soal-soal praktis, misalnya pada pemecahan matrik-matrik besar, prosedur untuk mencari nilai eigen mempunyai banyak perhitungan yang rumit, sehingga metode lain untuk mencari nilai eigen ini dapat kita gunakan. Pada bagian ini kita akan menelaah algoritma sederhana yang dinamakan metode pangkat, yang menghasilkan sebuah aproksimasi terhadap nilai eigen dengan nilai mutlak terbesar dan vektor eigen yang bersesuaian.

Definisi : Sebuah nilai eigen dari sebuah matrik A kita namakan nilai eigen dominan (*dominant eigenvalue*) A jika nilai mutlaknya lebih besar dari nilai-nilai mutlak dari

nilai-nilai eigen yang selebihnya. Sedangkan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen dominan kita namakan vektor eigen dominan (*dominant eigen vector*) A .

Misalkan A adalah matrik $n \times n$ yang dapat di diagonalisasi dengan nilai eigen dominan. Kita akan memperlihatkan pada jika x_0 adalah sebarang vektor tak nol dalam R^n , maka vektor

$$A^p x_0 \tag{2.9}$$

Biasanya adalah aproksimasi yang baik terhadap vektor eigen dominan Apabila *exponent* p tersebut besar. Iterasi yang berulang dari persamaan (2.9) dinamakan dengan metode pangkat. Metode pangkat seringkali menghasilkan vektor-vektor yang mempunyai komponen-komponen besar yang malah akan merumitkan perhitungan. Untuk mengatasi permasalahan ini maka vektor eigen aproksimasi tersebut biasanya diskalakan ke bawah pada masing-masing langkah sehingga komponennya terletak diantara +1 dan -1. Hal ini dapat dicapai dengan mengalikan vektor eigen aproksimasi dengan kebalikan komponen yang mempunyai nilai mutlak terbesar (Anton, 1987).

2.6 Kuosien Rayleigh

Apabila nilai aproksimasi terhadap nilai eigen dominan belum diketahui, maka perlu dimisalkan sebuah matrik eigen. Misalkan Matrik A memiliki nilai eigen λ dan x adalah vektor eigen yang bersesuaian. Jika \langle, \rangle menyatakan hasil kali dalam Euclids, maka :

$$\frac{\langle x, Ax \rangle}{\langle x, x \rangle} = \frac{\langle x, \lambda x \rangle}{\langle x, x \rangle} = \lambda \frac{\langle x, x \rangle}{\langle x, x \rangle} = \lambda$$

Jadi, jika x adalah aproksimasi terhadap nilai eigen dominan, maka nilai eigen dominan λ_1 dapat diaproksimasi oleh

$$\lambda_1 \approx \frac{\langle \tilde{x}, A\tilde{x} \rangle}{\langle \tilde{x}, \tilde{x} \rangle}, \quad (2.10)$$

yang dinamakan **Kuosien Rayleigh** (Anton, 1987; Jacobs, 2004; Gumerov, 2003).

Persamaan (2.10) akan dibuktikan kebenarannya sehingga nilai eigen dominan λ merupakan nilai eigen dominan aproksimasi dari vektor eigen x yang bersesuaian.

Diberikan matrik A simetris yang berukuran $n \times n$ atau bisa dikatakan hermitian matrik, maka kuosien rayleigh di definisikan sebagai :

$$G(x) = \frac{(x, Ax)}{(x, x)} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n A_{ik} x_i x_k}{\sum_{i=1}^n x_i^2}, \quad A_{ik} = A_{ki}$$

memiliki nilai stasioner untuk $x \neq 0$ jika x merupakan vektor eigen dari A .

Selanjutnya setiap vektor dapat dinormalisasi sehingga : $\|x\|^2 = (x, x) = 1$, sehingga pembuktian sekarang adalah membuktikan vektor eigen dari matrik markov A

menghasilkan nilai stasioner untuk $(x, Ax) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n A_{ik} x_i x_k$, hal ini dapat dibuktikan

dengan perkalian lagrange :

$$F(x_1, \dots, x_n) = F(x) = (x, Ax) - \lambda(x, x) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n A_{ik} x_i x_k - \lambda \sum_{i=1}^n x_i^2, \text{ dimana nilai } F(x)$$

tersebut merupakan nilai stasioner. Dalam kenyataannya nilai stasioner $F(x)$ akan menghasilkan nilai stasioner $G(x)$. Nilai ini dapat ditemukan sebagai

$\frac{\partial F}{\partial x_j} = 0, j = 1, \dots, n$. Sehingga dapat dijabarkan menjadi bentuk :

$$\frac{\partial F}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n A_{ik} x_i x_k - \lambda \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)$$

$$= \sum_{k=1}^n A_{jk} x_k + \sum_{i=1}^n A_{ij} x_i - 2\lambda x_j = 2 \left(\sum_{k=1}^n A_{jk} x_k - \lambda x_j \right), \text{ dimana } A \text{ merupakan operator}$$

hermitian.

Jika diberikan matrik hermitian B , maka nilai eigen dominan merupakan aproksimasi yang baik terhadap persamaan $Ax = \mu Bx$.

BAB 3

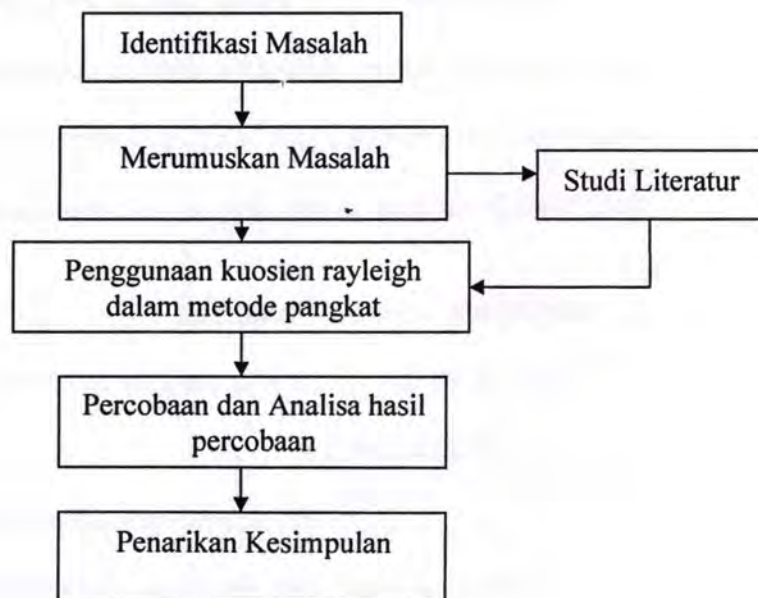
METODOLOGI PENELITIAN

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metodologi Penelitian

Penelitian adalah suatu proses mencari sesuatu secara sistimatis dalam waktu yang relatif lama dengan menggunakan metode ilmiah serta aturan yang berlaku. Dalam proses penelitian ini ditunjukkan untuk menggunakan kuosien rayleigh dalam algoritma PageRank guna mempercepat perhitungan pagerank. Konseptualisasi proses tersebut kemudian dituangkan menjadi suatu metode penelitian lengkap dengan pola analisis serta pengumpulan data yang diperlukan untuk melukiskan fenomena tersebut.

Analisis data dilakukan untuk memperoleh gambaran tentang perilaku sistem dengan menggunakan kuosien rayleigh dalam algoritma PageRank serta melihat kecenderungan percepatan dari hasil pengolahan data percobaan. Atas dasar metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini, dapat dibuat suatu alur kegiatan metode kerja penelitian seperti terlihat pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur kegiatan metode kerja penelitian

3.2 Kerangka Berfikir

Penelitian ini dilakukan untuk mempercepat perhitungan PageRank dengan menggunakan kuosien rayleigh dalam algoritma PageRank. Penelitian dilakukan secara kuantitatif dengan menggunakan dataset yang sudah didapatkan dari peneliti sebelumnya. Dengan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi tentang penggunaan kuosien rayleigh guna mempercepat perhitungan PageRank yang lebih cepat.

3.3 Hipotesis penelitian

Hipotesis yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah, bahwa dengan menggunakan kuosien rayleigh dalam Algoritma PageRank dapat mempercepat perhitungan PageRank.

3.4 Metode Penelitian

Teknik pengumpulan data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh data dari beberapa penyedia dataset yang ada, pengambilan data dilakukan berdasarkan pada informasi dari peneliti sebelumnya dengan topik link analysis. Ukuran dataset yang digunakan bervariasi, mulai dari 724 halaman sampai dengan 1.382.908 halaman.

3.5 Identifikasi Variabel Penelitian

Dalam penelitian ini, variable yang diamati dibagi dalam dua kategori, yaitu :

1. Variabel Terikat (Y)

Variabel terikat merupakan variable yang berupa fungsi dan memiliki nilai hasil dari masukkan variable bebas X. dalam penelitian ini, yang dimaksud dengan variable terikat adalah waktu hasil perhitungan, yaitu waktu

perhitungan dengan menggunakan algoritma pagerank maupun dengan kuosien rayleigh dalam algoritma pagerank.

2. Variabel Bebas (X)

Variabel bebas X merupakan variable yang nilainya dapat berubah-ubah sesuai dengan data banyaknya halaman yang akan diteliti, variable X dalam hal ini merupakan banyaknya halaman yang dijadikan variable masukkan dalam penelitian ini.

3.6 Metode Analisis

Setelah percobaan dilakukan, hasil percobaan akan dianalisa guna mengetahui percepatan dari penggunaan kusoein rayleigh dalam algoritma PageRank. Metode analisa menggunakan perangkat lunak SPSS yang digunakan untuk mengolah selisih waktu antara penggunaan algoritma pagerank dan penggunaan kuosien rayleigh dalam algoritma pagerank.

3.7 Jenis Penelitian

Dilihat dari pendekatan analisisnya, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif. Alasan penggunaan analisis tersebut dikarenakan fokus dari penelitian ini adalah untuk menguji hipotesis yang ditetapkan yaitu bahwa diduga penggunaan kuosien rayleigh dalam algoritma PageRank dapat mempercepat perhitungan PageRank.

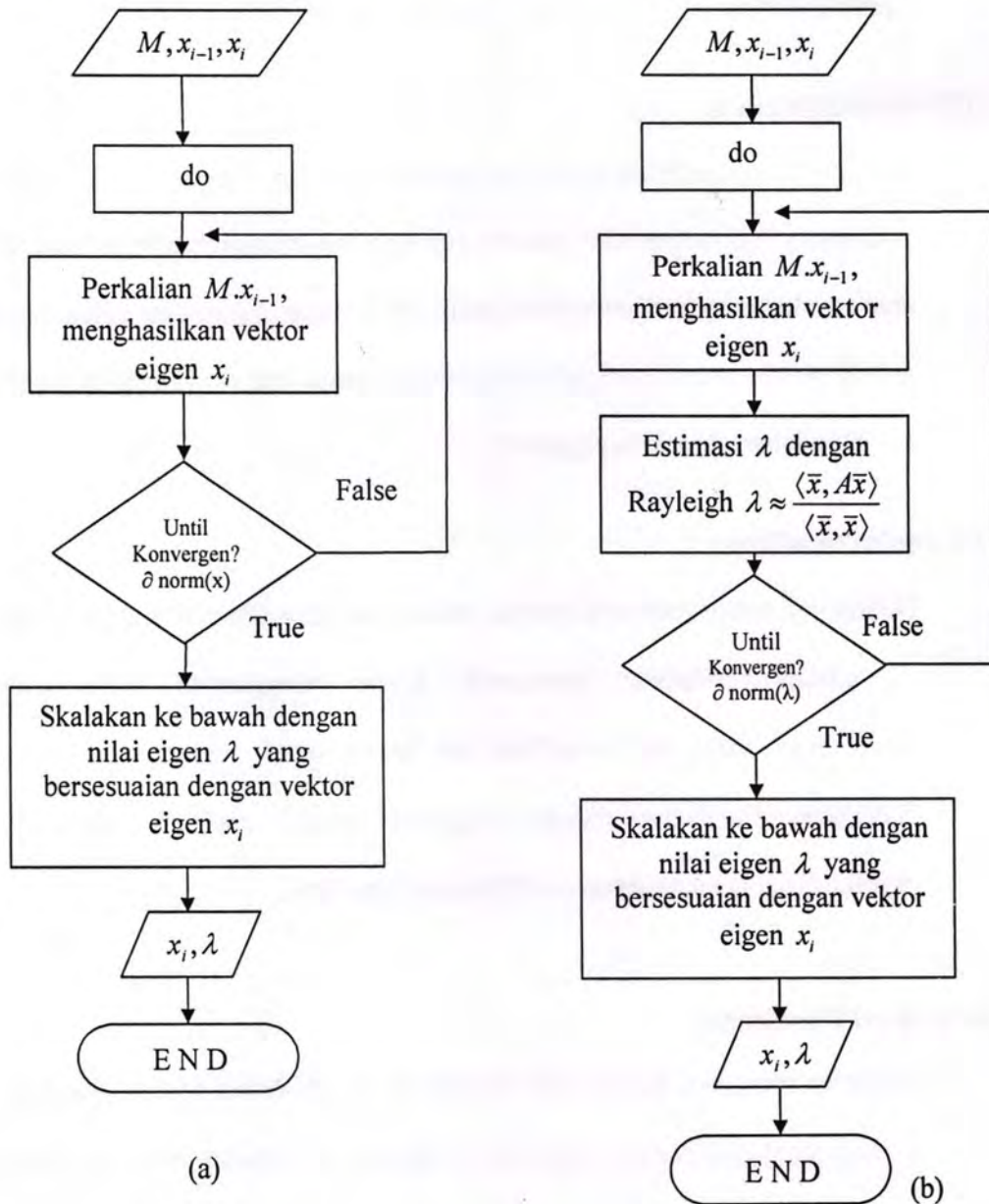
3.8 Lokasi Penelitian

Penelitian mengenai Penggunaan Kuosien Rayleigh dalam Metode Pangkat guna mempercepat perhitungan PageRank dilakukan di Laboratorium Pasca Sarjana,

Teknik Informatika ITS. Dengan pertimbangan bahwa hardware yang digunakan dianggap lebih baik dan memenuhi untuk melakukan uji coba.

3.9 Disain Sistem

Perhitungan PageRank berdasarkan (Langville, 2005) tampak pada Gambar 3.2a, sedangkan diagram sistem penelitian pada tesis ini tampak pada Gambar 3.2b.



Gambar 3.2 Alur Algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh.

Pada Gambar 3.2a dapat dilihat bahwa iterasi akan berhenti jika nilai eigen akan konvergen pada vektor eigen yang bersesuaian, sedangkan menurut Gambar 3.2b dijelaskan bahwa ada penyaringan nilai eigen sehingga nilai eigen hasil kuosien rayleigh akan mendekati ke nilai konvergen secara lebih cepat, hal ini juga akan didukung oleh pembuktian matematis dan empiris.

Algoritma 3.2b

{input data berupa matrik markov dan vektor eigen}

1. Inputkan matrik markov dan vektor eigen
2. Buat matrik markov menjadi stokastik dan irreducible

{inisial parameter}

3. Masukkan parameter pengujian, yaitu nilai $\alpha = 0,85$ dan nilai $\varepsilon = 10^{-8}$

{perhitungan pagerank}

4. Hitung nilai vektor eigen baru dari perkalian matrik markov
5. Aproksimasi nilai eigen yang dominan
6. Hitung galat berdasarkan pada selisih galat nilai eigen yang dominan

{konvergensi}

7. Hitung konvergensi dengan membandingkan nilai batas galat yang diberikan terhadap selisih nilai eigen dominan

{kesimpulan}

8. Skalikan ke bawah vektor eigen hasil perhitungan

3.10 Membangun Matrik Markov

Proses determinasi PageRank dimulai dengan membangun matrik $n \times n$ yang dinamakan "hyperlink matrix" A . Dimana n adalah jumlah halaman web. Jika halaman web i memiliki jalur $l_i \geq 1$ pada halaman web lain dan halaman web i

memiliki jalur ke halaman *web j*, maka elemen pada baris ke *i* dan kolom ke *j* dari matrik *A* adalah $A_{ij} = \frac{1}{l_i}$, sedangkan elemen lainnya $A_{ij} = 0$. Sehingga A_{ij} merepresentasikan *likelihood* bahwa *random surfer* memilih jalur dari halaman web *i* ke halaman web *j*.

Dalam memodelkan jalur hasil *webcrawler* ke matrik markov, maka akan muncul beberapa masalah, diantaranya yang paling banyak dijumpai adalah istilah *dangling node*. *Dangling node* adalah masalah dimana halaman web yang dikunjungi tidak memiliki jalur keluar yang akan mengakibatkan terjadinya baris yang berisi elemen 0.

Salah satu cara untuk mengatasi *dangling node* adalah dengan mengganti setiap baris yang mengalami *dangling node* dengan vektor peluang yang sama, misalnya vektor tersebut adalah *w* yang merupakan vektor dengan elemen non negatif dengan jumlah elemen 1. misalkan matrik resultan $S = A + dw$, dimana *d* adalah vektor kolom yang mengidentifikasi *dangling node*, dengan $d_i = 1$, jika $l_i = 0$ dan $d_i = 0$, dan *w* adalah vektor kolom $w = (w_1 w_2 \dots w_n)$ merupakan vektor baris dengan $w_j \geq 0$ untuk semua $1 \leq j \leq n$ dan $\sum_{j=1}^n w_j = 1$. Pilihan yang paling umum untuk *w* adalah vektor baris yang seragam, $w = \left(\frac{1}{n} \frac{1}{n} \dots \frac{1}{n} \right)$. (Austin, 2006).

Dalam penelitian ini, matrik markov di dapatkan dari dataset yang diambil dari beberapa peneliti sebelumnya, dimana matrik markov tersebut stokastik dan *irreducible*.

3.11 Estimasi Nilai Eigen dengan Metode Pangkat

Jika A adalah sebarang matrik $n \times n$ dengan n vektor eigen yang bebas linear, maka :

$$Ax_i = \lambda_i x_i,$$

Untuk $i = 1, 2, 3, \dots, n$, dimana :

$$|\lambda_1| > |\lambda_2| > |\lambda_3| > \dots > |\lambda_n|$$

Jika $u^{(0)}$ merupakan sebarang vektor dengan $\|u^{(0)}\|_2 = 1$.

Aproksimasi nilai eigen dengan metode pangkat menggunakan iterasi yang sederhana sampai pada sebuah nilai dimana nilai tersebut konvergen, maka nilai tersebut selanjutnya dinamakan nilai eigen. Jika diberikan matrik markov A dari dataset, maka dari persamaan $A^p x_0$, dapat dituliskan algoritma perhitungannya sebagai berikut,

While unconverted(norm(v^{k+1}, u^k)) do

$$v^{(k+1)} = Au^{(k)}$$

$$c_{k+1} = \frac{1}{\|v^{(k+1)}\|_2}$$

$$u^{(k+1)} = c_{k+1} v^{(k+1)}$$

End while

Tampak jelas bahwa $u^{(k+1)} = c_{k+1} Au^{(k)}$, sehingga :

$$u^{(1)} = c_1 Au^{(0)}$$

$$u^{(2)} = c_2 Au^{(1)} = c_2 c_1 A^2 u^{(0)}$$

....

$$u^{(k)} = c_k c_{k-1} \dots c_1 A^k u^{(0)}$$

$$= d_k A^k u^{(0)}$$

Sehingga $d_k = \prod_{j=1}^k c_j$, karena vektor eigen adalah bebas linear, maka kita dapat menuliskan sebarang vektor sebagai kombinasi linear dari vektor eigen. Sehingga,

$$u^{(0)} = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i, \text{ kemudian :}$$

$$\begin{aligned} u^{(k)} &= d_k A^k \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i x_i \right) \\ &= d_k \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i A^k x_i \right) \\ &= d_k \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i \lambda_i^k x_i \right), \text{ lebih lanjut lagi, karena } \|u^{(k)}\|_2 = 1, \text{ maka :} \end{aligned}$$

$$d_k = \frac{1}{\|A^k u^{(0)}\|_2}$$

Jika diasumsikan sebagai berikut :

1. $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \dots = \lambda_p$
2. $|\lambda_1| > |\lambda_{i+p}|$, untuk $i = 1, 2, 3, \dots, n-p$
3. $\sum_{i=1}^p |\alpha_i| \neq 0$

Maka,

$$\begin{aligned} u^{(k)} &= \frac{\lambda_1^k \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \lambda_j^k x_j}{\left\| \lambda_1^k \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \lambda_j^k x_j \right\|_2} \\ u^{(k)} &= \frac{\left(\frac{\lambda_1}{|\lambda_1|}\right)^k \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|}\right)^k x_j}{\left\| \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|}\right)^k x_j \right\|_2}, \text{ sehingga} \end{aligned}$$

$$u^{(k)} = \gamma_k \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + o\left(\left|\frac{\lambda_{p+1}}{\lambda_1}\right|^k\right)$$

Dimana $|\gamma_k|$ cenderung konstan walau $k \rightarrow \infty$, dan setiap kombinasi linear dari vektor eigen yang berkorepondensi pada nilai eigen yang sama adalah vektor eigen juga.

Selanjutnya berdasarkan pada persamaan (2.9), algoritma perhitungan nilai eigen dengan metode pangkat diskalakan ke bawah, dengan cara ini, maka urutan x_0, x_1, x_2, \dots yang aproksimasinya semakin bertambah baik terhadap vektor eigen dominan akan didapatkan (Anton, 1987; Jacobs, 2004).

3.12 Estimasi Nilai Eigen dengan Metode Pangkat dan Kuosien Rayleigh

Para peneliti di dunia saat ini telah mencari bagaimana untuk mempercepat konvergensi nilai eigen dengan jalan melakukan modifikasi terhadap metode pangkat, inilah yang akan dilakukan dalam penelitian ini. Aproksimasi nilai eigen, yaitu nilai eigen dominan dengan jalan mengkombinasikan antara metode pangkat dan kuosien rayleigh merupakan pokok bahasan dalam penelitian ini. Kuosien rayleigh dapat digunakan dengan metode pangkat jika matrik A adalah matrik simetris (Chowdury, Dasgupta, 2003).

Jika diberikan sebarang vektor v , kemudian dapat dipilih sebuah nilai μ sehingga $\|Av - \mu v\|_2$ minimum. Dengan menuliskan $k = v^H Av$ dan mengasumsikan bahwa $\|v\|^2 = 1$, maka akan didapatkan :

$$\begin{aligned} \|Av - \mu v\|_2^2 &= (Av - \mu v)^H (Av - \mu v) \\ &= v^H A^H Av - k k^H + (\mu^H - k^H)(\mu - k) \end{aligned}$$

Jelas terlihat bahwa minimum akan dicapai untuk $\mu = k = v^H Av$, kuantitas ini dikenal dengan **Kuosien Rayleigh** yang berkorespondensi pada v yang kita tuliskan sebagai

μ_R . Kata “kuosien” digunakan karena jika v tidak dapat dicari besarnya, maka nilai yang tepat adalah $\frac{v^H A v}{v^H v}$, jelas terlihat jika :

$$A v - \mu_R v = \eta_R, \text{ maka}$$

$$v^H \eta_R = 0$$

Jika untuk sebarang μ maka didapatkan :

$$A v - \mu v = \eta, (\|\eta\|_2 = \varepsilon)$$

$$\text{Kemudian } A v - \mu_R v = \eta_R, (\|\eta_R\|_2 \leq \varepsilon)$$

Yang merupakan *disc* melingkar dengan pusat μ_R yang memiliki radius paling tidak lebih kecil yang berkorespondensi pada sebarang μ .

Kuosien rayleigh di definisikan untuk sebarang matrik yang merupakan matrik normal. Misalkan :

$A v - \mu_R v = \eta$, dimana $\|v\|_2 = 1$, dan $\|\eta\|_2 = \varepsilon$ dan kita ketahui bahwa $n-1$ nilai eigen memenuhi hubungan : $|\lambda_i - \mu_R| \geq a$, dimana a adalah suatu konstanta. Maka dapat kita ambil eigen value yang relevan $\lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n$. Jika A adalah normal, maka memiliki sistem ortonormal vektor eigen $x_i, (i=1, \dots, n)$, sehingga dapat dituliskan sebagai

$$v = \sum_1^n \alpha_i x_i, \quad 1 = \sum_1^n |\alpha_i|^2,$$

dari persamaan sebelumnya diberikan : $\eta = \sum_1^n \alpha_i (\lambda_i - \mu_R) x_i$, sehingga :

$$\begin{aligned} \varepsilon^2 &= \sum_1^n |\alpha_i|^2 |\lambda_i - \mu_R|^2 \geq \sum_2^n |\alpha_i|^2 |\lambda_i - \mu_R|^2 \\ &\geq a^2 \sum_2^n |\alpha_i|^2, \end{aligned}$$

maka dapat di deduksi bahwa :

$$|\alpha_1|^2 = 1 - \sum_2^n |\alpha_i|^2 \geq 1 - \varepsilon^2 / a^2 . , \text{ jika kita definisikan } \theta \text{ dengan relasi :}$$

$$\alpha_1 = |\alpha_1| e^{i\theta} , \text{ maka :}$$

$$ve^{-i\theta} = |\alpha_1| x_1 + \sum_2^n \alpha_i e^{i-\theta} x_i, \text{ kemudian :}$$

$$\|ve^{-i\theta} - x_1\|_2^2 = (|\alpha_1| - 1)^2 + \sum_2^n |\alpha_i|^2$$

$$\leq \frac{\varepsilon^4 / a^4}{(1 + |\alpha_1|)^2} + \frac{\varepsilon^2}{a^2} \leq \frac{\varepsilon^4}{a^4} + \frac{\varepsilon^2}{a^2}$$

Dapat kita lihat jika $a \gg \varepsilon$, maka $ve^{-i\theta}$ merupakan aproksimasi yang baik pada x_1 .

Faktor konstan $e^{-i\theta}$ merupakan faktor yang sedikit penting. Sebagaimana nilai a yang semakin menurun, maka hasil akan menjadi semakin kecil, ketika a memiliki nilai yang sama besar dengan ε , maka tidak akan menghasilkan hasil yang berguna. Perlu diperhatikan bahwa hasil yang didapatkan sejauh ini dan disadari atau tidak bahwa μ_R adalah **Kuosien Rayleigh**. (Gumerov, 2003)

Untuk setiap matrik simetris A , maka digunakan dugaan sementara terhadap matrik eigen x_0 selanjutnya perhitungan iterasi dilakukan dengan tujuan mendapatkan aproksimasi terhadap vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen λ . Pada setiap iterasi akan digunakan kuosien rayleigh guna mengetahui nilai eigen maksimum, sehingga nilai eigen tersebut konvergen.

While unconverged $abs(l_k - l_{k-1})$ *do*

$$v^{(k+1)} = Au^{(k)}$$

$$c_{k+1} = \frac{1}{\|v^{(k+1)}\|_2}$$

$$l_k = \frac{\|v^{(k+1)}\|}{\|u^{(k)}\|}$$

% estimasi nilai eigen dominan

$$u^{(k+1)} = c_{k+1} v^{(k+1)}$$

End while

3.13 Estimasi Galat pada Kuosien Rayleigh

Telah diketahui bahwa μ_R adalah :

$$\mu_R = v^H A v = \sum_1^n \lambda_i |\alpha_i|^2, \text{ sehingga}$$

$$\mu_R \sum_1^n |\alpha_i|^2 = \sum_1^n \lambda_i |\alpha_i|^2, \text{ selanjutnya diberikan :}$$

$$\begin{aligned} (\mu_R - \lambda_1) |\alpha_1|^2 &= \sum_2^n (\lambda_i - \mu_R) |\alpha_i|^2 \\ &= \sum_2^n |\lambda_i - \mu_R|^2 |\alpha_i|^2 / (\lambda_i - \mu_R) \end{aligned}$$

Dari beberapa persamaan diatas dapat ditemukan bahwa :

$$\begin{aligned} \left(1 - \frac{\varepsilon^2}{a^2}\right) |\mu_R - \lambda_1| &\leq \sum_2^n |\lambda_i - \mu_R|^2 |\alpha_i|^2 / |\lambda_i - \mu_R| \\ &\leq \sum_2^n |\lambda_i - \mu_R|^2 |\alpha_i|^2 / a \\ &\leq \frac{\varepsilon^2}{a} \end{aligned}$$

$$|\mu_R - \lambda_1| \leq \frac{\varepsilon^2/a}{(1 - \frac{\varepsilon^2}{a^2})}$$

Relasi tersebut menunjukkan bahwa jika $a \gg \varepsilon$, maka kuosien Rayleigh memiliki galat dengan nilai ε^2 . Sebagaimana nilai a yang semakin menurun sampai hasilnya akan

menjadi kecil ketika nilai dari a sama dengan nilai ε , jika kita memiliki untuk sebarang μ sehingga akan mengakibatkan $\|Av - \mu v\|_2 = \varepsilon$.

Jika matrik A adalah simetrik, maka kuosien Rayleigh didefinisikan sebagai :

$\mu_k = \frac{u^{(k)T} A u^{(k)}}{u^{(k)T} u^{(k)}}$, dimana akan menghasilkan perkiraan nilai eigen λ_1 , untuk matrik simetris yang riil, maka nilai eigen nya juga riil dan vektor eigennya akan ortonormal.

Karena :

$$u^{(k)} = \gamma_k \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j \right), \text{ dan}$$

$$A u^{(k)} = \gamma_k \left(\lambda_1 \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \lambda_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j \right), \text{ maka akan menjadi}$$

$$\mu_k = \frac{u^{(k)T} A u^{(k)}}{u^{(k)T} u^{(k)}}$$

$$= \frac{\gamma^2_k \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i x_i^T + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j^T \right) \left(\lambda_1 \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \lambda_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j \right)}{\gamma^2_k \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i x_i^T + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j^T \right) \left(\sum_{i=1}^p \alpha_i x_i + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^k x_j \right)}$$

$$= \frac{\lambda_1 \sum_{i=1}^p \alpha_i^2 + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j^2 \lambda_j \left(\frac{\lambda_j}{|\lambda_1|} \right)^{2k}}{\sum_{i=1}^p \alpha_i^2 + \sum_{j=p+1}^n \alpha_j^2 \left| \frac{\lambda_j}{\lambda_1} \right|^{2k}}$$

$$= \lambda_1 \left(1 + o \left(\left| \frac{\lambda_{p+1}}{\lambda_1} \right|^{2k} \right) \right),$$

Sehingga kuosien Rayleigh μ_k memiliki tingkat galat dua kali lebih kecil daripada metode pangkat $u^{(k)}$



Dalam bidang fisika, kuosien rayleigh dapat mempercepat konvergensi gelombang bunyi dengan mendapatkan nilai eigen terbesar. Dalam penelitian ini diharapkan penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat dapat mempercepat konvergensi pada nilai eigen secara lebih baik daripada hanya menggunakan metode pangkat (Chowdury, 2003; Hochstenbach, 2005; Jacobs, 2004).

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tujuan dilakukannya percobaan ini adalah untuk membuktikan hipotesa bahwa penggunaan kuosien rayleigh dalam algoritma PageRank dapat mempercepat perhitungan pagerank dibandingkan dengan penggunaan algoritma pagerank saja.

4.1 Skenario Percobaan

Percobaan dilakukan terhadap beberapa dataset yang telah didapatkan dari berbagai situs penyedia para peneliti sebelumnya. *Source code* matlab telah didapatkan dari situs stanford, dimana merupakan *source code* matlab dari peneliti dengan bidang akselerasi pagerank, dan *source code* tersebut sama dengan algoritma PageRank yang dipakai oleh Google.

Percobaan dilakukan dengan bertahap, adapun tahap-tahapnya adalah sebagai berikut :

1. Pengumpulan dataset dari berbagai macam sumber
2. Validasi dataset sehingga memenuhi aturan Markov, validasi ini menggunakan software matlab.
3. Penggunaan dataset tersebut pada algoritma PageRank yang menggunakan metode pangkat, dan catat semua hasil sehingga didapatkan hasil perhitungan pagerank menggunakan metode pangkat yang lengkap.
4. Setelah perhitungan dengan menggunakan metode pangkat pada algoritma pagerank, maka semua memori di matlab dibebaskan, sehingga akan didapat memori yang bebas.

5. Penggunaan dataset yang sudah di validasi selanjutnya digunakan untuk menghitung pagerank dengan menggunakan kuosien rayleigh, dan catat hasil percobaan.

4.2 Parameter Percobaan

Secara umum percobaan menggunakan inputan berupa dataset yang telah disebutkan sebelumnya yang kemudian diolah menjadi matrik markov yang stokastik, dan *irreducible*.

Hal-hal yang perlu diperhatikan adalah :

1. Jenis metode perhitungan yang digunakan
2. Ukuran matrik markov
3. Nilai α , dalam hal ini digunakan $\alpha = 0,85$. Nilai α tersebut didapatkan berdasarkan penelitian (Kamvar, 2005). Semakin besar nilai α , maka perhitungan akan semakin lama dan konvergensi akan semakin bagus. Tetapi jika nilai α semakin kecil, maka perhitungan akan menjadi semakin cepat tetapi nilai konvergensi akan menjadi semakin jelek.
4. Batas nilai galat, digunakan $\varepsilon = 10^{-8}$
5. Nilai galat dimana iterasi tersebut akan berakhir
6. Waktu eksekusi algoritma
7. Estimasi nilai eigen dominan, nilai ini akan mendekati 1 karena nilai eigen dominan dalam suatu vektor eigen bernilai maksimum 1. (Anton, 1987)
8. Mean pagerank, digunakan untuk mengetahui rata-rata nilai eigen dalam vektor eigen yang sudah didapatkan dari perhitungan

9. Hasil berupa berkas VektorEigenGoogle.txt dan VektorEigenRayleigh.txt yang menyimpan daftar nilai eigen perhitungan. Berkas ini terletak pada folder dimana *source code* matlab berada.

4.3 Pelaksanaan Percobaan

Percobaan dilakukan pada PC Pentium 4 Dual Core 2,66GHz, dengan memory 4 Giga yang terletak di laboratorium pascasarjana ITS, menggunakan software matlab versi 7. Pelaksanaan percobaan dilakukan dengan beberapa informasi percobaan sebagai berikut :

Tahun Pelaksanaan Percobaan : 2008
Lokasi : Lab T. Informatika ITS
Informasi PC : P4-Dual Proc/4Giga DDR2/150GB HDD/XEON 2,66
Platform : Windows 2003 Server, Advanced Edition
Versi Matlab : Matlab Versi 7 SP1

Banyak Dataset : 36 dataset
Source Code : dari beberapa peneliti sebelumnya dan modifikasi peneliti

Skenario 1 :

- a. Percobaan menggunakan 36 Dataset yang sudah di tes sebelumnya
- b. Percobaan dilakukan satu demi satu data dengan melakukan *refresh* memori sebelumnya
- c. Metode yang digunakan adalah Metode Pangkat

yang di dapatkan dari Sepandar D. Kamvar, Google Laboratory.

- d. Pengecekan konvergen pada metode pangkat dilakukan dengan jalan mencari residual antara vektor eigen sebelumnya dengan vektor eigen saat iterasi
- e. Hasil Percobaan dicatat dan selanjutnya diolah dalam perangkat lunak SPSS 7, versi 14 yang selanjutnya akan digunakan untuk Regresi dalam menentukan pola perilaku sistem.

Skenario 2:

- a. Percobaan menggunakan 36 Dataset yang sudah di tes sebelumnya
- b. Percobaan dilakukan satu demi satu data dengan melakukan *refresh* memori sebelumnya
- c. Metode yang digunakan adalah Metode Pangkat yang diambil dari Google Lab. Dan telah ditambahkan kuosien rayleigh pada source code tersebut.
- d. Pengecekan konvergen pada metode ini dilakukan dengan jalan mencari residual antara nilai eigen dominan sebelumnya dengan nilai eigen dominan saat iterasi
- e. Hasil Percobaan dicatat dan selanjutnya diolah

dalam perangkat SPSS 7, versi 14 yang selanjutnya akan digunakan untuk Regresi dalam menentukan pola perilaku sistem.

4.4 Data Percobaan

Data percobaan dalam penelitian ini diambil dari beberapa sumber, dataset tersebut selanjutnya disesuaikan dengan manual dan cara penggunaan agar dapat digunakan dalam ujicoba penelitian ini.

Tabel 4.1 Daftar dataset percobaan

Jenis Dataset	Alamat dataset	Jumlah Pages	Pemilik
Stanford Web Matrix, 2002	http://cs.stanford.edu	281.903	Sepandar D. Kamvar
Stanford Berkeley Web Matrix, 2002	http://cs.stanford.edu	683.446	Sepandar D. Kamvar
Crawler	http://cs.toronto.edu	3.340 - 11.659	Panayiotis Tsaparas
WebGraph	http://law.dsi.unimi.it	325.557 – 118.142.155	Laboratory for web algorithmics

(Sumber : Langville, 2005)

4.4.1 Dataset Stanford University

Dataset ini di-*crawl* pada tahun 2002 dan digunakan Sepandar D. Kamvar dalam penelitian di bidang pengurutan hasil pencarian pada mesin pencari. Dataset yang peneliti unduh adalah Stanford *web* matrik dan Stanford Berkeley *web* matrik. Stanford *web* matrik terdiri dari 281.903 halaman atau sekitar 2.3 juta jalur yang berukuran 64.2 MB. Baris merepresentasikan jalur masuk dari sebuah halaman dan kolom merepresentasikan jalur keluar. Sedangkan Stanford Berkeley *web* matrik terdiri dari 683.446 halaman atau sekitar 7.6 juta jalur yang berukuran 125.8 MB. Kedua dataset tersebut terkompres dalam berkas ber-ekstensi tar.gz. Disertakan juga cara penggunaan dan pengolahan dataset tersebut.

4.4.2 Dataset Toronto University

Dataset ini dicrawl pada tahun 2004 dan digunakan oleh beberapa peneliti di Universitas Toronto. Dataset yang berhasil di unduh dari *web* univertitas Toronto adalah sebanyak 34 dataset, dengan ukuran data mulai 742 halaman sampai 11.659 halaman. Dataset ini di-*crawl* berdasarkan pada berbagai kata kunci pencarian dan masing-masing dataset memiliki 3 berkas yang dapat digunakan oleh beberapa penelitian baik tentang penggunaan algoritma pagerank maupun tentang algoritma yang lainnya yang berhubungan dengan analisa jalur.

Sebelum menggunakan dataset ini, peneliti melakukan konversi pada file *adj_list* yang berisikan tentang jalur halaman dalam matrik yang bersangkutan. Konversi dari *adj_list* ke dalam matrik markov yang stokastik dan *irreducible* dilakukan dengan menggunakan source matlab yang sudah disediakan oleh peneliti lainnya, penulis mengunduh berkas *TSAPadj2Hmat.m* yang didapatkan dari Amy Langville pada web www.princeton.edu. Hasil konversi merupakan sebuah matrik markov dan dapat digunakan langsung dalam metode pangkat maupun dalam metode pangkat dengan kuosien Rayleigh.

4.4.3 Dataset University of Milano

Dataset ini penulis dapatkan dari beberapa peneliti di University of Milano. Jumlah dataset sangat banyak dengan ukuran mulai 325.577 halaman sampai dengan 1.382.908 halaman. Masing-masing dataset di-*crawl* pada tahun yang berbeda, sejak tahun 2000 sampai pada 2005, dan *crawler* dilakukan oleh berbagai macam universitas atau peneliti lainnya yang selanjutnya digunakan bersama-sama untuk bidang penelitian analisa jalur.

Tabel 4.2 Dataset dari University Milano

Graph	Crawl Year	Nodes	Arcs	Provider
Cnr-2000	2000	325.557	3.216.152	NagaokaUT
Eu-2005	2005	862.664	19.235.140	DSI
In-2004	2004	1.382.908	16.917.053	NagaokaUT

(Sumber : Boldi, 2004)

Penggunaan dataset ini tidak diperuntukkan bagi peneliti yang tidak tergabung dalam laboratorium tersebut, untuk memperoleh persetujuan penggunaan dataset, peneliti melakukan registrasi pada web tersebut dan menghubungi via email kepada Massimo Santini dan Sebastian Vigno untuk memperoleh ijin penggunaan dataset.

Penggunaan dataset tersebut dan pengolahannya cukup rumit karena minimnya informasi dari penyaji data tentang cara pengolahan dataset. Dataset dikompresi dalam berkas ber-ekstensi graph, dan pengolahan serta ekstraksi dataset tersebut dilakukan di Matlab.

4.5 Hasil Percobaan

Dari hasil perhitungan yang dilakukan dengan dataset mulai berukuran 742 halaman sampai 1.382.908 halaman, maka didapatkan bahwa rata-rata perhitungan dengan menggunakan kuosien Rayleigh dapat meng-efisiensikan waktu perhitungan sampai 74,31% daripada perhitungan menggunakan algoritma PageRank milik Google dengan metode pangkat. Hal ini dikarenakan dalam kuosien Rayleigh, deteksi galat dilakukan pada perhitungan nilai eigen dominan, hal ini lebih efisien daripada pengecekan yang dilakukan oleh metode pangkat dengan membandingkan galat vektor eigen. Selain itu kuosein Rayleigh juga menyaring nilai eigen yang tidak riil sehingga menjadi nilai eigen yang lebih baik dari sebelumnya.

Tabel 4.3 Hasil Perhitungan Pagerank dengan Metode Pangkat dan Kuosein Rayleigh

Dataset		Algoritma PageRank		Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh		Efisiensi waktu
Nama Dataset	Jumlah Halaman	Iterasi	waktu (s)	iterasi	waktu (s)	
randomized algorithms	742	82	0.0309	75	0.0160	48.22%
computational complexity	1075	89	0.0160	78	0.0150	6.25%
automobile industries	1196	93	0.0320	77	0.0160	50.03%
table tennis	1948	78	0.0320	51	0.0160	50.00%
moon landing	2188	93	0.0470	77	0.0150	68.09%
computational geometry	2292	33	0.0160	30	0.0150	6.25%
affirmative action	2523	98	0.0470	77	0.0160	65.98%
net censorship	2598	93	0.0629	78	0.0159	74.72%
roswell	2790	96	0.0620	89	0.0320	48.39%
jaguar	2820	96	0.0619	43	0.0159	74.31%
gun control	2955	96	0.0779	73	0.0320	58.92%
classical guitar	3150	87	0.0780	81	0.0319	59.10%
armstrong	3225	89	0.0630	81	0.0310	50.79%
cheese	3266	91	0.0780	75	0.0309	60.38%
abortion	3340	95	0.0940	71	0.0310	67.02%
amusement parks	3410	90	0.0620	75	0.0310	50.00%
vintage cars	3460	88	0.0619	73	0.0309	50.08%
complexity	3564	83	0.0780	75	0.0309	60.38%
iraq war	3782	88	0.0779	80	0.0310	60.21%
jordan	4009	93	0.0780	75	0.0310	60.25%
death penalty	4298	84	0.0940	74	0.0469	50.11%
geometry	4326	89	0.0790	77	0.0470	40.52%
globalization	4334	91	0.0930	53	0.0309	66.77%
shakespeare	4383	92	0.0939	85	0.0470	49.95%
alcohol	4594	93	0.1089	71	0.0309	71.63%
national parks	4757	91	0.0940	69	0.0469	50.11%
recipes	5243	94	0.1089	70	0.0469	56.93%
genetic	5298	89	0.1090	78	0.0469	56.97%
blues	5354	92	0.1250	80	0.0629	49.68%
basket ball	6049	78	0.1090	57	0.0469	56.97%
architecture	7399	94	0.1870	75	0.0940	49.73%
movies	7967	85	0.1410	61	0.0620	56.03%
weather	8011	88	0.1720	63	0.0780	54.66%
search engines	11659	85	0.7179	71	0.5159	28.14%
stanford	281903	92	16.078	42	6.0940	62.10%
cnr-2000	325557	90	11.969	47	4.6719	60.97%
stanford berkeley	683446	93	28.109	40	9.234	67.15%

eu-2005	862664	84	50.594	32	16.171	68.04%
in-2004	1382908	90	57.578	41	20.297	64.75%

(Sumber : Hasil Percobaan)

Dari hasil perhitungan beberapa dataset tersebut diatas, tampak bahwa dengan digunakannya kuosein rayleigh dalam algoritma pagerank dapat meng-efisiensikan waktu perhitungan mulai dari 6,25% sampai 74,72%.

Dengan dataset percobaan antara 724 sampai dengan 1.382.908 halaman, dapat dilihat bahwa semakin banyak halaman, maka akan semakin lama waktu perhitungannya.

Dapat juga dilihat pada tabel di bawah ini bahwa vektor eigen hasil perhitungan memiliki nilai eigen yang sama, baik menggunakan algoritma pagerank maupun kuosien rayleigh dalam algoritma pagerank.

Tabel 4.4 Vektor Eigen hasil uji coba Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh pada dataset Stanford

Vektor Eigen Metode Pangkat	Vektor Eigen Kuoseien Rayleigh
5.3336616e-007	5.3336616e-007
1.1717819e-004	1.1717819e-004
8.2715887e-007	8.2715887e-007
5.3336616e-007	5.3336616e-007
8.5753614e-007	8.5753614e-007
3.8695920e-006	3.8695920e-006
.	.
.	.
6.7729037e-007	6.7729037e-007
1.2308450e-006	1.2308450e-006
3.5557744e-006	3.5557744e-006
1.3601884e-006	1.3601884e-006
6.0267646e-007	6.0267646e-007
8.1868437e-007	8.1868437e-007
1.8665718e-006	1.8665718e-006
3.2990891e-006	3.2990891e-006
5.5589956e-007	5.5589956e-007
5.3702230e-007	5.3702230e-007
1.8087374e-006	1.8087374e-006
1.4792320e-006	1.4792320e-006

(Sumber : Hasil Percobaan)

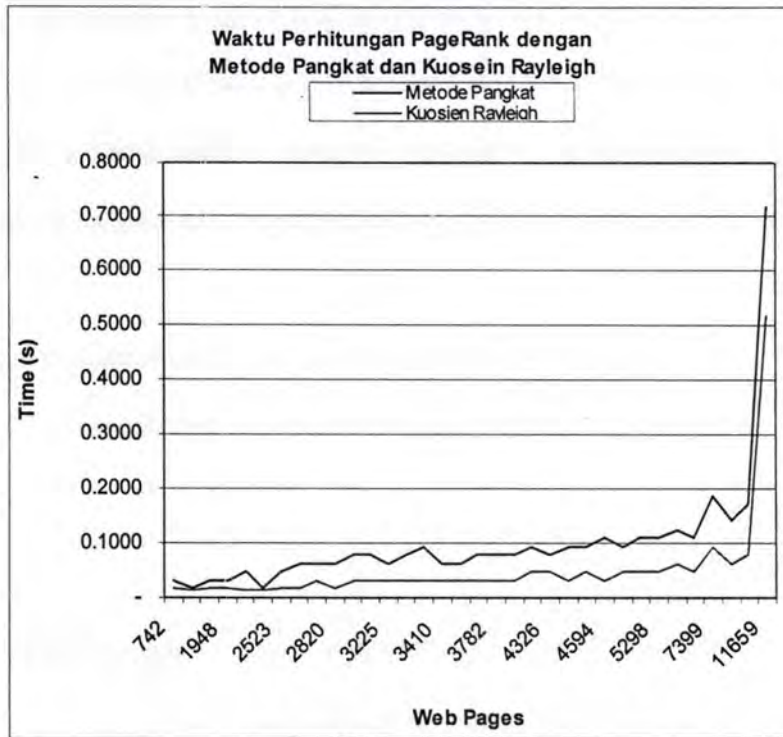
Pola perilaku sistem terutama dengan metode pangkat ataupun dengan kuosien Rayleigh ditunjukkan dengan adanya pendekatan oleh grafik fungsi power. Hasil ini diperoleh dengan memasukkan data hasil perhitungan dengan menggunakan perangkat lunak SPSS. Tampak bahwa fungsi tersebut merupakan pendekatan dengan fungsi power.

4.6 Analisa Hasil Percobaan

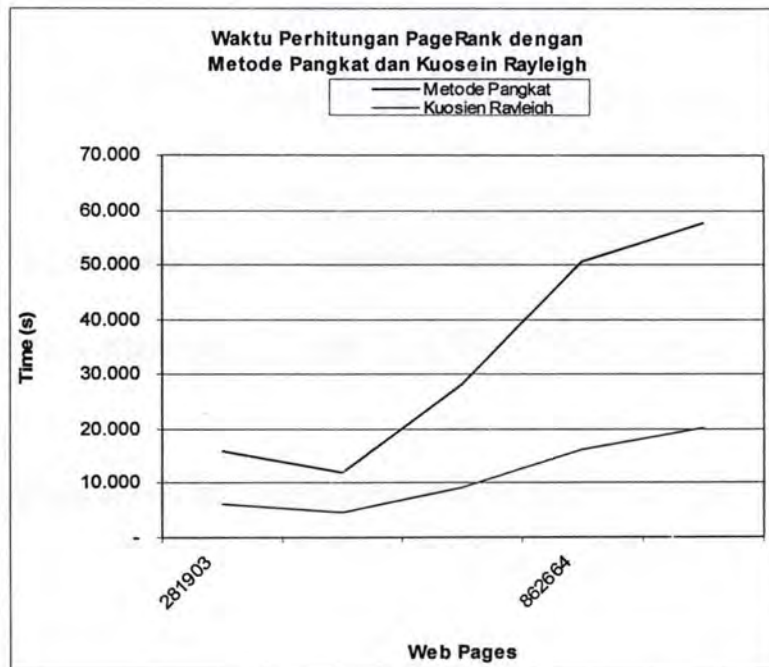
Hasil percobaan selanjutnya akan dianalisa guna menentukan perilaku algoritma lebih lanjut, dan juga akan dilakukan pembuktian secara matematis guna menunjang analisa tersebut.

4.6.1 Analisa waktu perhitungan Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh

Berdasarkan waktu hasil percobaan, selanjutnya data waktu hasil percobaan baik metode pangkat maupun dengan kuosien rayleigh akan dimasukkan dalam SPSS untuk kemudian diolah dan ditentukan grafiknya. Grafik ini berguna bagi kita untuk mengetahui pola perilaku sistem, misalnya tentang titik potong garis, pergeseran ataupun tentang kelengkungan garis. Yang akan dibahas disini dititik beratkan pada perpotongan garis.



Gambar 4.1 Grafik Hasil perhitungan Algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659



Gambar 4.2 Grafik Hasil perhitungan Algoritma PageRank dan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659

Telah diketahui bahwa pada gambar 4.1 bahwa grafik fungsi yang dibangkitkan oleh hasil perhitungan metode pangkat selalu terletak diatas grafik hasil perhitungan dengan kuosien rayleigh, tidak dapat langsung di tebak bahwa rayleigh selalu dibawah metode pangkat, tetapi akan kita buktikan kebenaran tersebut secara matematis.

Hipotesa 1 :

Grafik fungsi hasil perhitungan waktu dengan metode pangkat selalu diatas grafik fungsi hasil perhitungan dengan kuosien rayleigh dengan syarat $x \neq 0$. Sehingga,

$$Y_{pm} > Y_{rayleigh} .$$

Hipotesa 2 :

Grafik fungsi hasil perhitungan waktu dengan metode pangkat dapat berpotongan di dua titik, dengan $x \neq 0$, sehingga $Y_{pm} = Y_{rayleigh}$.

Dari pengolahan data statistik menggunakan SPSS, didapatkan nilai fungsi untuk masing-masing metode.

$$Y_{pm} = 6.841654919567834E - 006 x^{1.140876913258862}$$

$$Y_{rayleigh} = 4.505598117253745E - 006 x^{1.093797446996893}$$

dimana :

Y_{pm} : Fungsi Y grafik perhitungan dengan Metode Pangkat (detik)

$Y_{rayleigh}$: Fungsi Y grafik perhitungan dengan Kuosien Rayleigh (detik)

x : Banyak halaman.

Karena tujuan kita adalah mencari kemungkinan titik potong dari kedua fungsi diatas, maka dapat dituliskan sebagai :

$$Y_{pm} = Y_{rayleigh}$$

$$0.1814 = \log\left(\frac{x^{1.093797446996893}}{x^{1.140876913258862}} \right)$$

$$1.5184482661412229464049590512934 = x^{1.093797446996893-1.140876913258862}$$

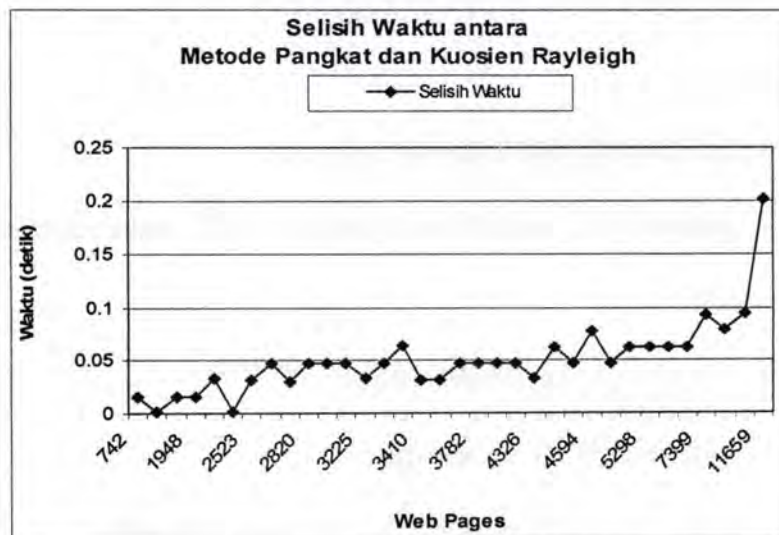
$$x = 0.00014026 \cong 0$$

Satu-satu titik potong antara Y_{pm} dan $Y_{rayleigh}$ adalah di titik $x \cong 0$, maka dapat disimpulkan bahwa Hipotesa 1 benar, sehingga grafik perhitungan dengan metode pangkat selalu diatas grafik hasil perhitungan dengan rayleigh dengan $x > 0$.

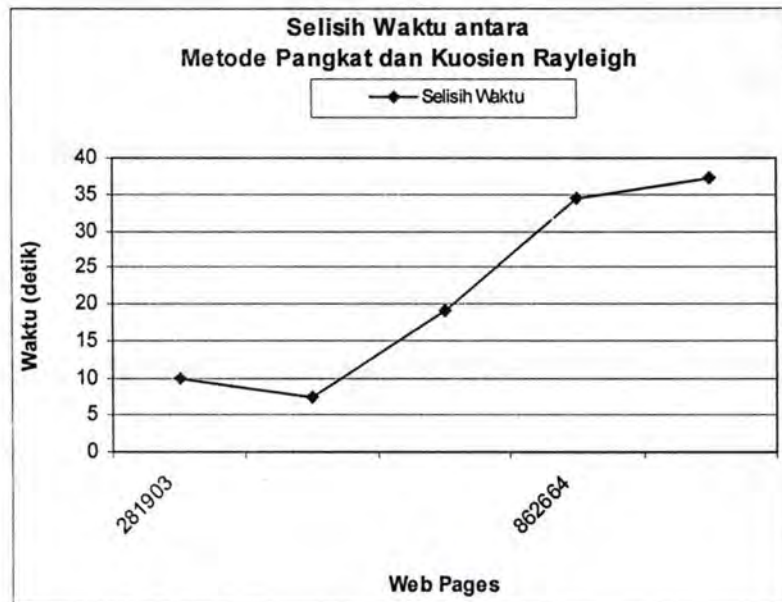
Dari nilai Y_{pm} dan $Y_{rayleigh}$, maka jika jumlah halaman web seperti milik Google dengan $x = 4.200.000.000$ halaman, maka didapatkan bahwa nilai $Y_{pm} = 6.5178e+005$ detik, atau 7,54 hari. Sedangkan nilai $Y_{rayleigh} = 1.5123e+005$ detik, atau 1,75 hari.

4.6.2 Analisa selisih waktu perhitungan Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh

Berdasarkan selisih waktu antara metode pangkat dan kuosien rayleigh pada hasil percobaan, maka didapatkan grafik fungsi selisih waktu dengan pendekatan fungsi pangkat seperti tampak pada gambar 4.2. Selisih waktu dalam percobaan tersebut memiliki peran penting dalam mengetahui efisiensi dari penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat.



Gambar 4.3. Grafik Selisih Waktu antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659



Gambar 4.4. Grafik Selisih Waktu antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659

Pembuktian dilakukan dengan membuat beberapa hipotesa yang nantinya akan diuji kebenarannya secara matematis.

Hipotesa 1 :

Grafik fungsi $f(x)$ merupakan fungsi pangkat, dimana fungsi pangkat selalu naik jika $f'(x) > 0$ dan selalu memotong di $x = 0$.

Hipotesa 2 :

Grafik fungsi $f(x)$ bukanlah fungsi naik.

Dari pengolahan data statistik menggunakan SPSS, maka didapatkan fungsi $f(x)$ sebagai berikut :

$$Y = f(x) = 1.824837433259796E - 006 x^{1.212884130847999}$$

Syarat fungsi naik $f'(x) > 0$, sehingga :

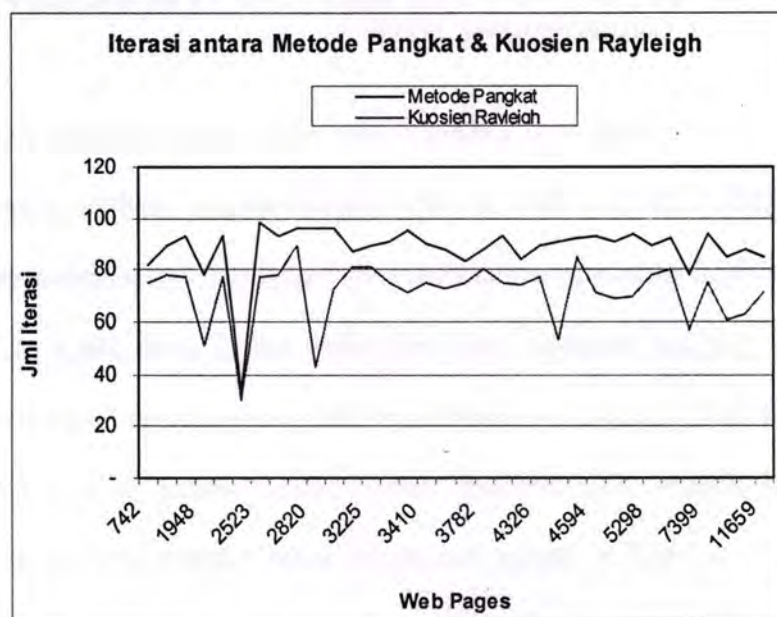
$$f'(x) = 2.2133E - 006 x^{0.2129} > 0, \text{ sehingga didapatkan :}$$

$$x > 0$$

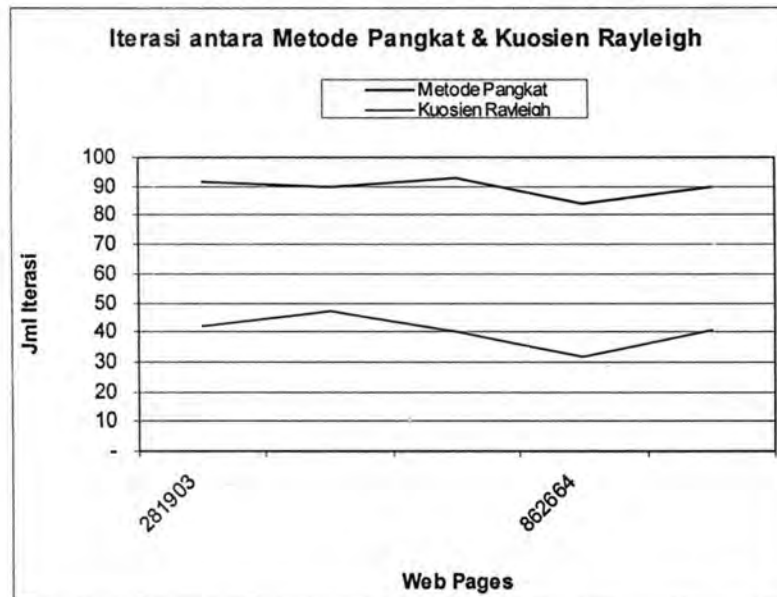
Karena fungsi $f(x)$ naik untuk nilai $x > 0$, maka titik $x = 0$ merupakan satu-satunya titik potong, sehingga $f(x)$ merupakan fungsi pangkat yang naik dan Hipotesa 1 benar. Dapat disimpulkan bahwa selisih waktu antara perhitungan pagerank dengan metode pangkat dan dengan metode pangkat secara khusus menggunakan kuosien rayleigh selalu lebih cepat.

4.6.3 Analisa selisih iterasi perhitungan Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh

Berdasarkan pada hasil percobaan, dapat diamati bahwa iterasi perhitungan PageRank dengan metode pangkat dan penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat, memiliki selisih yang cenderung datar, dan tampak pada gambar 4.3.



Gambar 4.5. Grafik Selisih Iterasi antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≤ 11.659



Gambar 4.6. Grafik Selisih Iterasi antara Metode Pangkat dengan Kuosien Rayleigh dengan dataset ≥ 11.659

Dari gambar 4.3, terlihat bahwa selisih iterasi antara metode pangkat dan penggunaan kuosien rayleigh dalam metode pangkat cenderung datar dan linier yang dapat ditunjukkan dengan membuat garis interpolasi pada tengah-tengah kurva.

Dengan mengolah hasil perhitungan selisih iterasi diatas pada perangkat lunak SPSS, maka didapatkan sebuah fungsi interpolasi, dimana fungsi tersebut adalah linier sesuai dengan pola perilaku iterasi diatas, dengan $y=3.43e-005*x+17.922$, jika kemudian dianalisa dengan mengambil sudut tangent garis linier tersebut, maka di dapatkan nilai $\alpha = 0.00196^\circ \approx 0^\circ$.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, maka dapat diambil beberapa kesimpulan dan saran untuk penelitian lebih lanjut.

5.1 Kesimpulan

Algoritma PageRank Google dengan menggunakan metode pangkat menggunakan perbandingan residual vektor eigen sebelumnya dengan vektor eigen saat iterasi berlangsung, sedangkan pada kuosien rayleigh digunakannya perbandingan antara nilai eigen dominan sebelumnya dengan nilai eigen dominan saat iterasi berlangsung. Sehingga perhitungan rayleigh secara matematis terlihat lebih cepat daripada algoritma PageRank dengan menggunakan metode pangkat.

Beberapa peneliti telah meneliti tentang algoritma pengurutan dengan menggunakan algoritma PageRank. Topik yang dibahas meliputi teknik update pagerank, anti spamming, personalization, dan mempercepat konvergensi. Algoritma Pagerank menggunakan Kuosien Rayleigh dalam Metode Pangkat cenderung lebih cepat dan semakin lama semakin cepat sejalan dengan fungsi pangkat. Sebagai contoh, untuk skala web dengan jumlah halaman antara 281.903 sampai dengan 1.382.908 halaman, algoritma pagerank dengan menggunakan kuosien Rayleigh dalam metode pangkat menunjukkan rata-rata efisiensi waktu untuk proses perhitungan sebanyak **64,60%** dibandingkan penggunaan metode pangkat pada algoritma pagerank milik Google. Hasil ini menunjukkan bahwa kuosien Rayleigh akan mengurangi waktu

perhitungan tiap iterasi dengan jalan mencari nilai eigen dominan dengan menyaring nilai eigen yang tidak penting.

Iterasi hasil percobaan menunjukkan bahwa penggunaan Kuosien Rayleigh dalam Metode Pangkat menyebabkan iterasinya lebih kecil daripada penggunaan Metode Pangkat. Selisih iterasi tersebut menunjukkan sifat yang linier dan cenderung datar.

Kekuatan dari perhitungan algoritma PageRank dengan menggunakan kuosien rayleigh terletak pada perhitungan galat yang menggunakan selisih antara nilai eigen dominant, sehingga algoritma pagerank dapat meng-adopsi penggunaan kuosien rayleigh guna mempercepat perhitungan pagerank.

5.2 Saran

Peneliti berharap bahwa algoritma pagerank dengan kuosien rayleigh bisa di implementasikan di mesin pencari yang menggunakan algoritma pagerank, karena algoritma pagerank dengan kuosien rayleigh dalam penelitian ini masih di implementasikan pada lingkungan penelitian.

Pada penelitian ini, masih digunakannya komputer server untuk melakukan percobaan. Peneliti berharap suatu saat nanti bisa di implementasikan pada *parallel computing*.

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR PUSTAKA

- Austin, David, How Google Finds Your Needle in the Web's Haystack, *Monthly Essays on Mathematical Topics*, 2006
- Anton, Howard, *Aljabar Linear Elementer*, Erlangga, Jakarta, Indonesia, 1987
- Brin, Sergey., Page, Lawrence, The Anatomy of Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, *Computer Networks*, No. 30 pp.1-7, 1998
- Boldi, Paolo., Santini, Massimo, UbiCrawler: A Scalable Fully Distributed Web Crawler, *Software: Practice & Experience*, vol. 24 pp.711-726, 2004
- Chowdury, Dasgupta, Computatios of Rayleigh Damping Coefficients for large Systems, *Indian Institutes of Technology*, 2003
- Del Corso, Gianna, Fast PageRank computation via a Sparse Linear System (Extended Abstract), *Dipartimento Informatica*, Pisa, 2005
- Ding, etc. , PageRank, HITS and Unified Framework for Jalur Analysis, *Dept. Computer Science, University of California Berkeley*, 2001
- Gumerov, Nail, Rayleigh's Quotient, <http://umiacs.umd.edu/~gumerov>, 2003
- Hochstenbach, Michiel, Generalizations of harmonic and refined Rayleigh-Ritz, *Electronic Transactions on Numerical Analysis Kent State University*, 2005
- Internet Survey (2007), *Jupiter Researc Brand Search Engine Survey*, Entry from Greg Sterling, greg.sterling@gmail.com
- Jacob, Peters Dr., *Engineering Analysis I*, University of Queensland, 2004
- Kamvar, Sepandar D., Adaptive method for the computation of PageRank, *Linear Algebra and it's application, Special issues on numerical solution of markov chains*, 2003
- Langville, Meyer, A Survey of Eigenvector Methods for Web Information Retrieval, *SIAM Review Vol. 47 No. 1 pp.135-161*, 2005

LAMPIRAN

DAFTAR PUSTAKA

- Austin, David, How Google Finds Your Needle in the Web's Haystack,
Monthly Essays on Mathematical Topics, 2006
- Anton, Howard, *Aljabar Linear Elementer*, Erlangga, Jakarta, Indonesia, 1987
- Brin, Sergey., Page, Lawrence, The Anatomy of Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, *Computer Networks*, No. 30 pp.1-7, 1998
- Boldi, Paolo., Santini, Massimo, UbiCrawler: A Scalable Fully Distributed Web Crawler, *Software: Practice & Experience*, vol. 24 pp.711-726, 2004
- Chowdury, Dasgupta, Computatios of Rayleigh Damping Coefficients for large Systems, *Indian Institutes of Technology*, 2003
- Del Corso, Gianna, Fast PageRank computation via a Sparse Linear System (Extended Abstract), *Dipartimento Informatica*, Pisa, 2005
- Ding, etc. , PageRank, HITS and Unified Framework for Jalur Analysis, *Dept. Computer Science, University of California Berkeley*, 2001
- Gumerov, Nail, Rayleigh's Quotient, <http://umiacs.umd.edu/~gumerov>, 2003
- Hochstenbach, Michiel, Generalizations of harmonic and refined Rayleigh-Ritz, *Electronic Transactions on Numerical Analysis Kent State University*, 2005
- Internet Survey (2007), *Jupiter Researc Brand Search Engine Survey*, Entry from Greg Sterling, greg.sterling@gmail.com
- Jacob, Peters Dr., *Engineering Analysis I*, University of Queensland, 2004
- Kamvar, Sepandar D., Adaptive method for the computation of PageRank, *Linear Algebra and it's application, Special issues on numerical solution of markov chains*, 2003
- Langville, Meyer, A Survey of Eigenvector Methods for Web Information Retrieval, *SIAM Review Vol. 47 No. 1 pp.135-161*, 2005

Lampiran 1
Hasil Perhitungan pagerank



Dengan nilai $\alpha = 0,85$, galat = $10e-8$

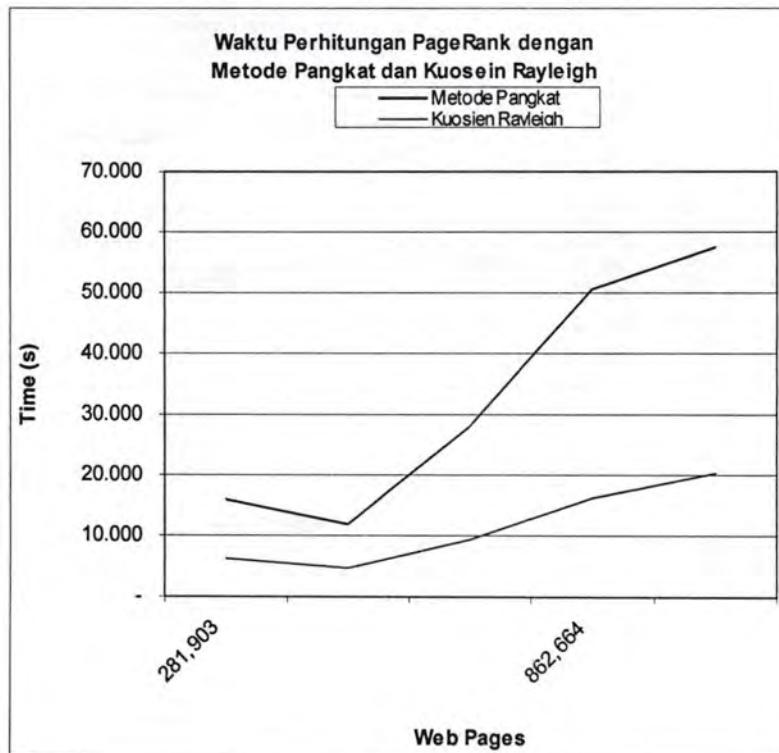
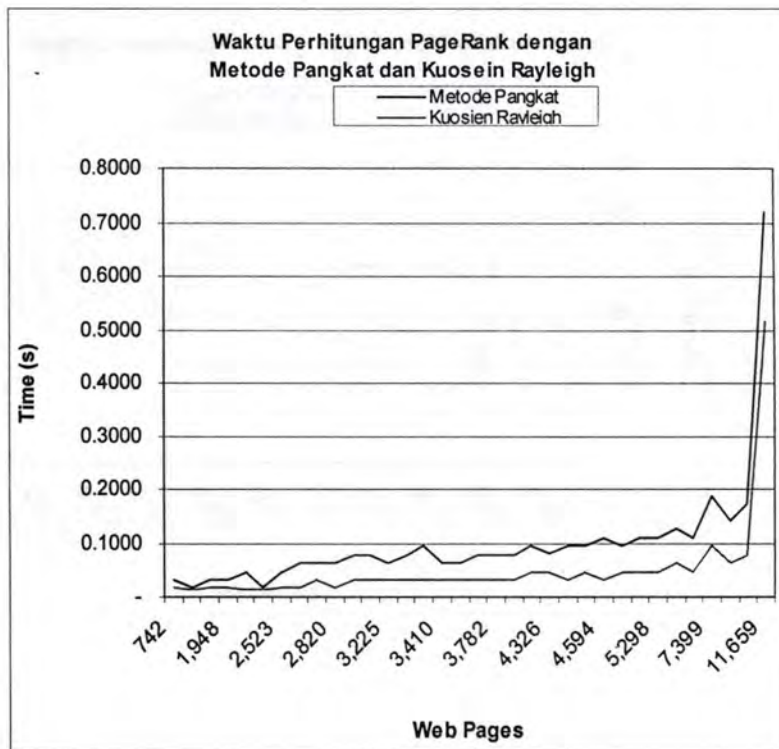
Dataset		Algoritma PageRank		Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh		Rasio Iterasi Algoritma Pagerank dengan Kuosien Rayleigh
Nama Dataset	Halaman	iterasi	waktu (s)	iterasi	waktu (s)	
randomized algorithms	742	82	0.0309	75	0.0160	1.09
computational complexity	1075	89	0.0160	78	0.0150	1.14
automobile industries	1196	93	0.0320	77	0.0160	1.21
table tennis	1948	78	0.0320	51	0.0160	1.53
moon landing	2188	93	0.0470	77	0.0150	1.21
computational geometry	2292	33	0.0160	30	0.0150	1.10
affirmative action	2523	98	0.0470	77	0.0160	1.27
net censorship	2598	93	0.0629	78	0.0159	1.19
roswell	2790	96	0.0620	89	0.0320	1.08
jaguar	2820	96	0.0619	43	0.0159	2.23
gun control	2955	96	0.0779	73	0.0320	1.32
classical guitar	3150	87	0.0780	81	0.0319	1.07
armstrong	3225	89	0.0630	81	0.0310	1.10
cheese	3266	91	0.0780	75	0.0309	1.21
abortion	3340	95	0.0940	71	0.0310	1.34
amusement parks	3410	90	0.0620	75	0.0310	1.20
vintage cars	3460	88	0.0619	73	0.0309	1.21
complexity	3564	83	0.0780	75	0.0309	1.11
iraq war	3782	88	0.0779	80	0.0310	1.10
jordan	4009	93	0.0780	75	0.0310	1.24
death penalty	4298	84	0.0940	74	0.0469	1.14
geometry	4326	89	0.0790	77	0.0470	1.16
globalization	4334	91	0.0930	53	0.0309	1.72
shakespeare	4383	92	0.0939	85	0.0470	1.08
alcohol	4594	93	0.1089	71	0.0309	1.31
national parks	4757	91	0.0940	69	0.0469	1.32
recipes	5243	94	0.1089	70	0.0469	1.34
genetic	5298	89	0.1090	78	0.0469	1.14
blues	5354	92	0.1250	80	0.0629	1.15
basket ball	6049	78	0.1090	57	0.0469	1.37
architecture	7399	94	0.1870	75	0.0940	1.25
movies	7967	85	0.1410	61	0.0620	1.39

877

weather	8011	88	0.1720	63	0.0780	1.40
search engines	11659	85	0.7179	71	0.5159	1.20
stanford	281903	92	16.078	42	6.0940	2.19
cnr-2000	325557	90	11.969	47	4.6719	1.91
stanford berkeley	683446	93	28.109	40	9.234	2.33
eu-2005	862664	84	50.594	32	16.171	2.63
in-2004	1382908	90	57.578	41	20.297	2.20

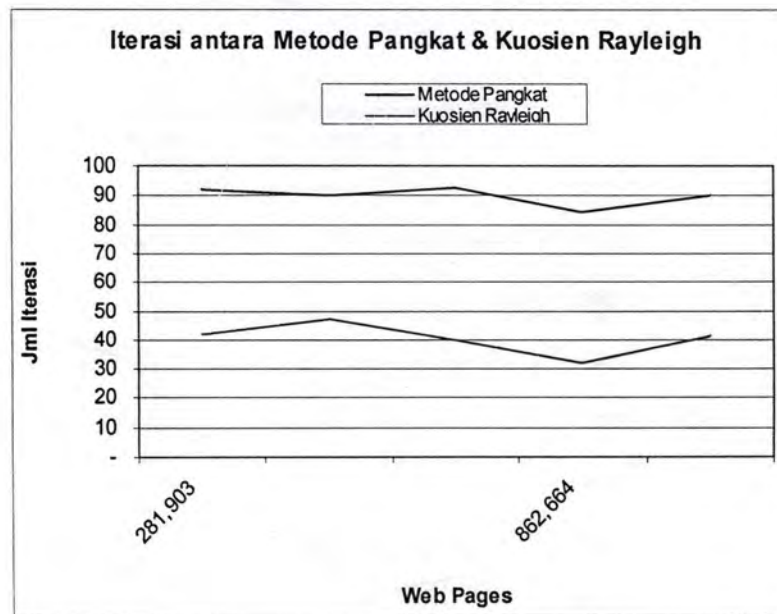
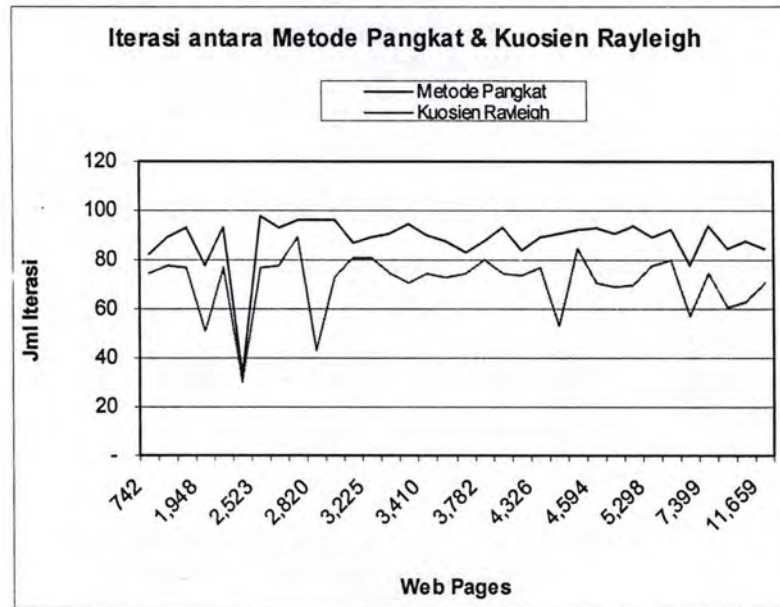
Lampiran 2

Grafik Perbandingan Waktu Perhitungan Metode Pangkat dan Rayleigh

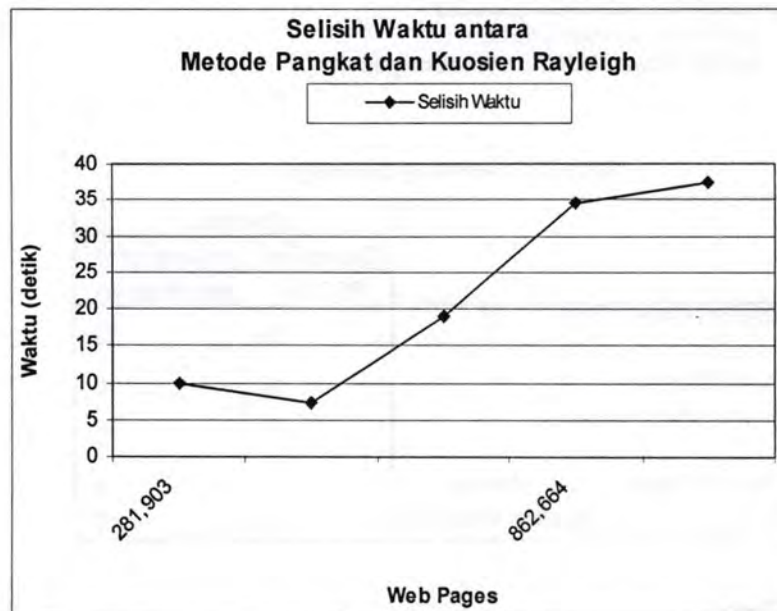
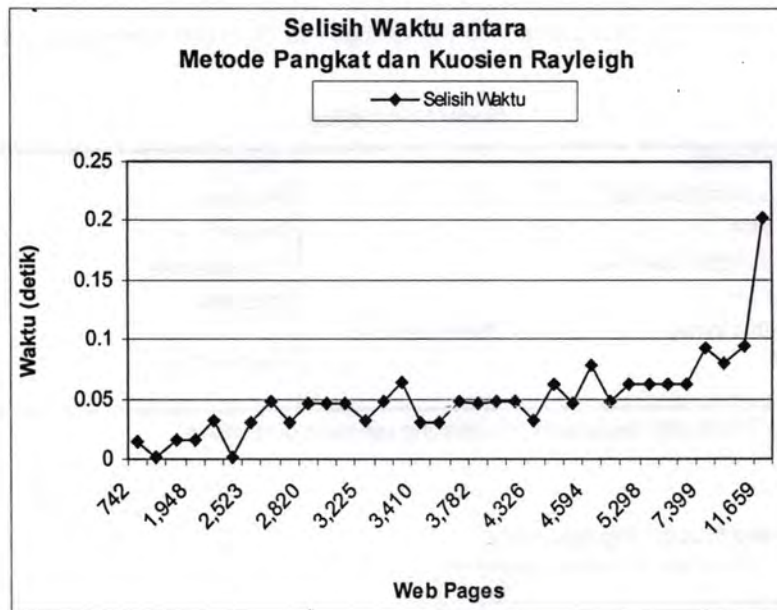


Lampiran 3

Grafik Perbandingan Iterasi antara Perhitungan Metode Pangkat dan Rayleigh



Lampiran 4
Grafik Selisih Waktu Perhitungan antara Metode Pangkat dan Rayleigh



Lampiran 5
Analisa Kurva Metode Pangkat pada Hasil Percobaan

Curve Fit

[DataSet1] D:\Kuliah\tesis\21\kumpulan dataset\analisa.sav

Model Description

Model Name		MOD_7
Dependent Variable	1	PR Time
Equation	1	Power ^a
Independent Variable		Byk Halaman
Constant		Included
Variable Whose Values Label Observations in Plots		Unspecified

a. The model requires all non-missing values to be positive.

Case Processing Summary

	N
Total Cases	39
Excluded Cases ^a	0
Forecasted Cases	0
Newly Created Cases	0

a. Cases with a missing value in any variable are excluded from the analysis.

Variable Processing Summary

	Variables	
	Dependent	Independent
	PR Time	Byk Halaman
Number of Positive Values	39	39
Number of Zeros	0	0
Number of Negative Values	0	0
Number of Missing Values		
User-Missing	0	0
System-Missing	0	0

PR Time
Power

Model Summary

R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
.989	.978	.978	.316

The independent variable is Byk Halaman.

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	165.486	1	165.486	1662.081	.000
Residual	3.684	37	.100		
Total	169.170	38			

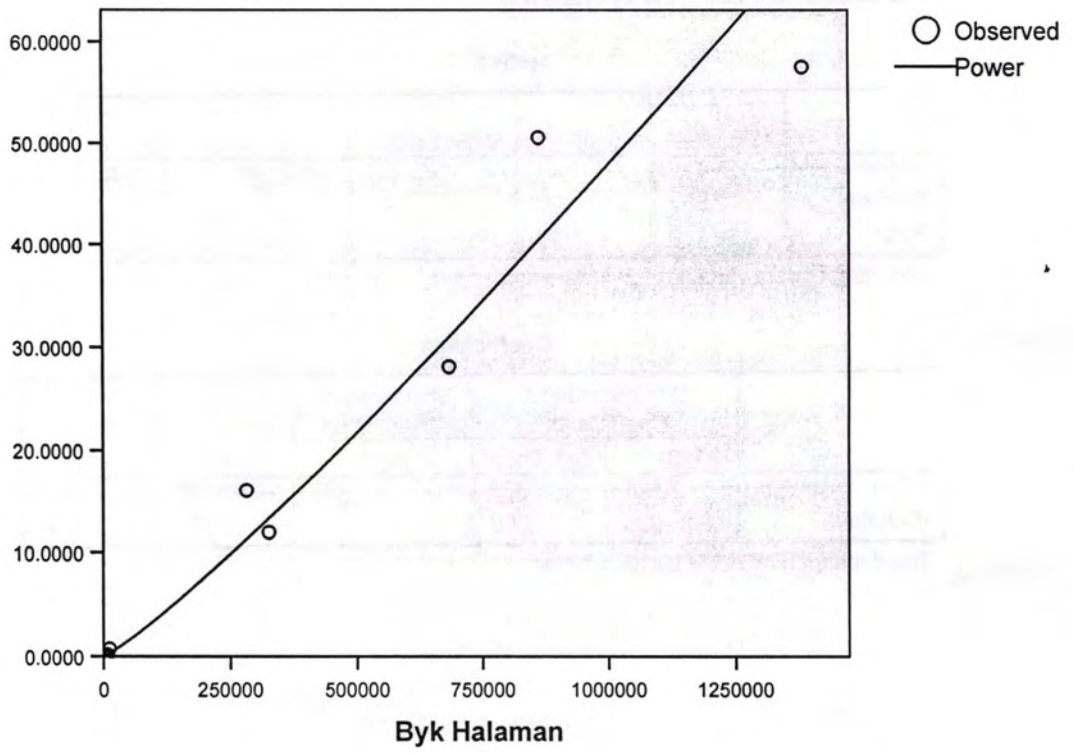
The independent variable is Byk Halaman.

Coefficients

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
ln(Byk Halaman)	1.141	.028	.989	40.769	.000
(Constant)	6.84E-006	.000		3.967	.000

The dependent variable is ln(PR Time).

PR Time



Lampiran 6
Analisa Kurva Kuosien Rayleigh pada Hasil Percobaan

Curve Fit

[DataSet1] - D:\Kuliah\tesis\21\kumpulan dataset\analisa.sav

Model Description

Model Name		MOD_13
Dependent Variable	1	RL Time
Equation	1	Power ^a
Independent Variable		Byk Halaman
Constant		Included
Variable Whose Values Label Observations in Plots		Unspecified

a. The model requires all non-missing values to be positive.

Case Processing Summary

	N
Total Cases	39
Excluded Cases ^a	0
Forecasted Cases	0
Newly Created Cases	0

a. Cases with a missing value in any variable are excluded from the analysis.

Variable Processing Summary

	Variables	
	Dependent	Independent
	RL Time	Byk Halaman
Number of Positive Values	39	39
Number of Zeros	0	0
Number of Negative Values	0	0
Number of Missing Values		
User-Missing	0	0
System-Missing	0	0

RL Time

Power

Model Summary

R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
.984	.968	.967	.370

The independent variable is Byk Halaman.

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	152.110	1	152.110	1113.981	.000
Residual	5.052	37	.137		
Total	157.162	38			

The independent variable is Byk Halaman.

Coefficients

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
ln(Byk Halaman)	1.094	.033	.984	33.376	.000
(Constant)	4.51E-006	.000		3.388	.002

The dependent variable is ln(RL Time).

Lampiran 7
Analisa Selisih waktu pada Hasil Percobaan

Curve Fit

[DataSet1] D:\Kuliah\tesis\21\kumpulan dataset\analisa.sav

Model Description

Model Name		MOD_19
Dependent Variable	1	Delta
Equation	1	Power ^a
Independent Variable		Byk Halaman
Constant		Included
Variable Whose Values Label Observations in Plots		Unspecified

a. The model requires all non-missing values to be positive.

Case Processing Summary

	N
Total Cases	39
Excluded Cases ^a	0
Forecasted Cases	0
Newly Created Cases	0

a. Cases with a missing value in any variable are excluded from the analysis.

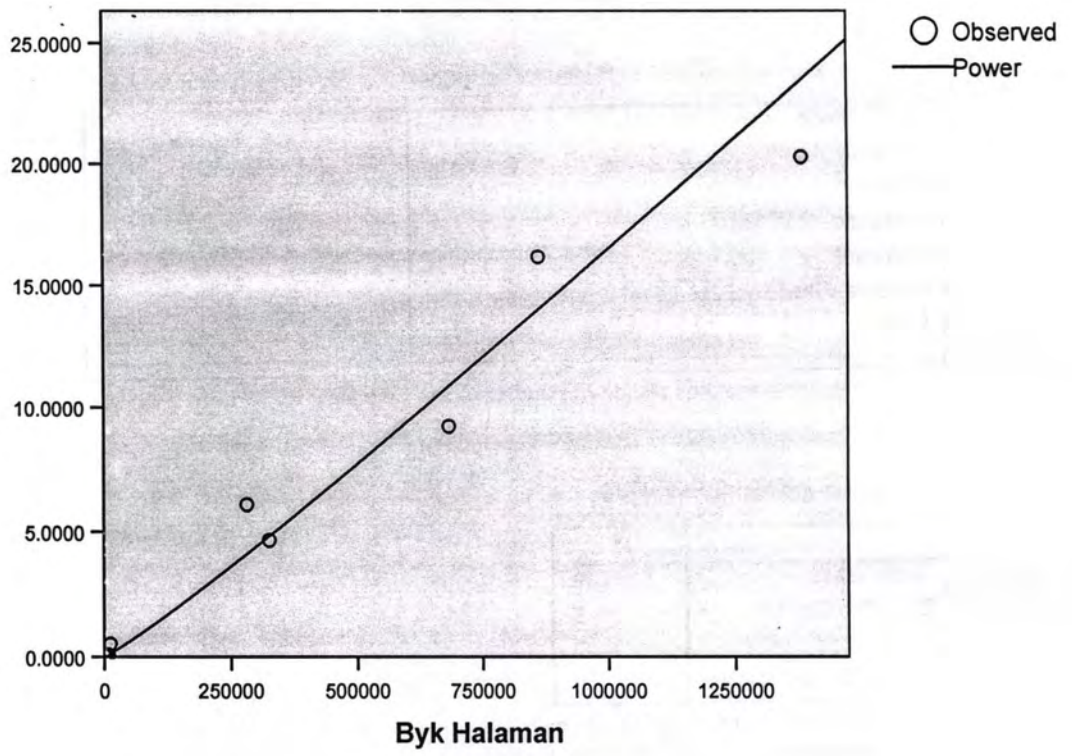
Variable Processing Summary

	Variables	
	Dependent	Independent
	Delta	Byk Halaman
Number of Positive Values	39	39
Number of Zeros	0	0
Number of Negative Values	0	0
Number of Missing Values		
User-Missing	0	0
System-Missing	0	0

Delta

Power

RL Time



Model Summary

R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
.955	.912	.910	.698

The independent variable is Byk Halaman.

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	187.035	1	187.035	383.397	.000
Residual	18.050	37	.488		
Total	205.085	38			

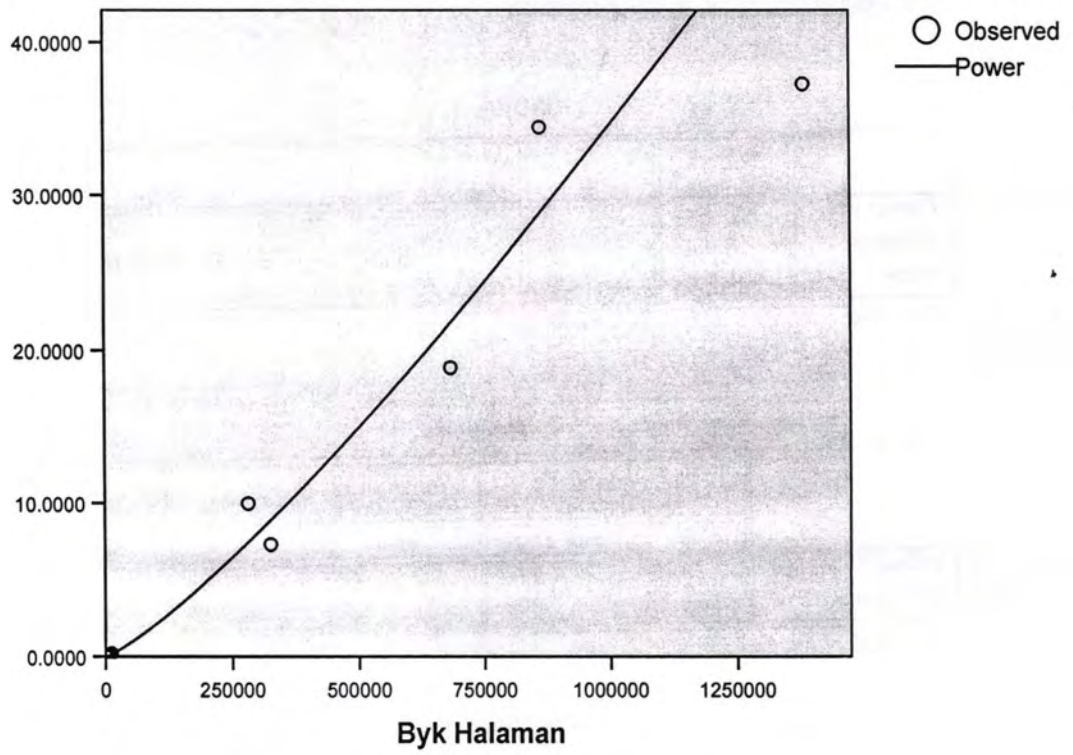
The independent variable is Byk Halaman.

Coefficients

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
In(Byk Halaman)	1.213	.062	.955	19.581	.000
(Constant)	1.82E-006	.000		1.792	.081

The dependent variable is ln(Delta).

Delta



Lampiran 8
Analisa Rasio iterasi PM dg KR pada Hasil Percobaan

Curve Fit

[DataSet1] D:\Kuliah\tesis\21\kumpulan dataset\analisa.sav

Model Description

Model Name		MOD_3
Dependent Variable	1	Rasio Iterasi
Equation	1	Cubic
Independent Variable		Byk Halaman
Constant		Included
Variable Whose Values Label Observations in Plots		Unspecified
Tolerance for Entering Terms in Equations		.0001

Case Processing Summary

	N
Total Cases	39
Excluded Cases ^a	0
Forecasted Cases	0
Newly Created Cases	0

a. Cases with a missing value in any variable are excluded from the analysis.

Variable Processing Summary

	Variables	
	Dependent	Independent
	Rasio Iterasi	Byk Halaman
Number of Positive Values	39	39
Number of Zeros	0	0
Number of Negative Values	0	0
Number of Missing Values		
User-Missing	0	0
System-Missing	0	0

Rasio Iterasi

Cubic

Model Summary

R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
.850	.722	.699	.221

The independent variable is Byk Halaman.

ANOVA

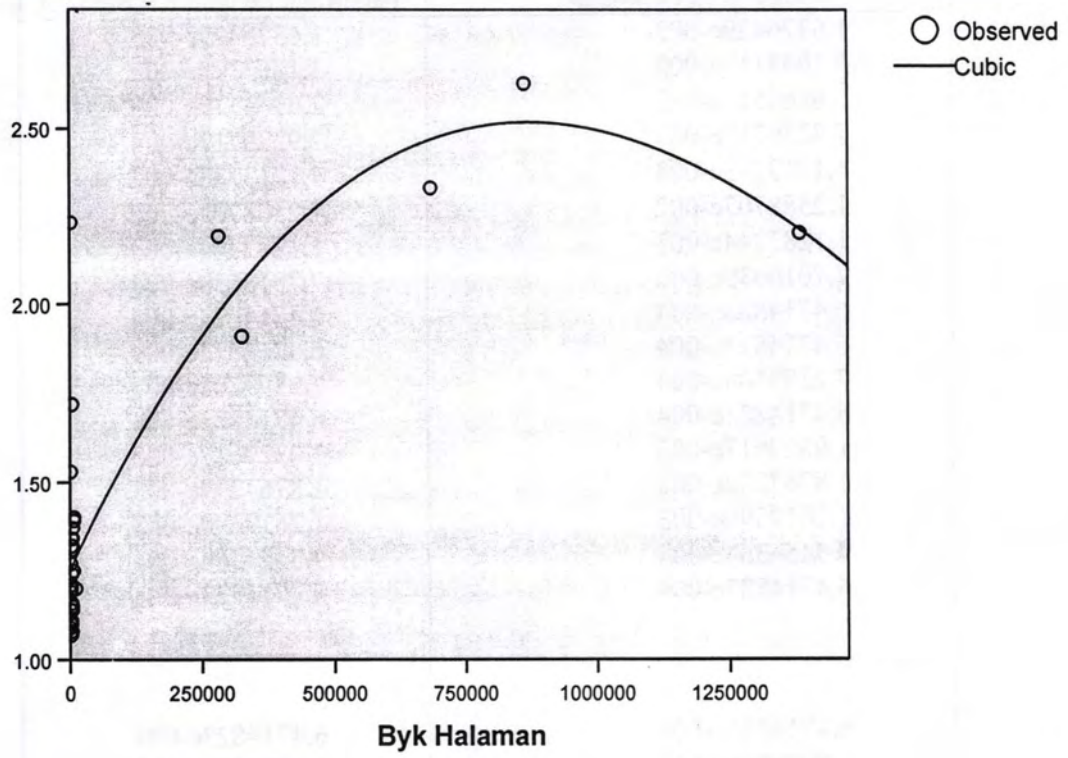
	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	4.447	3	1.482	30.373	.000
Residual	1.708	35	.049		
Total	6.155	38			

The independent variable is Byk Halaman.

Coefficients

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
Byk Halaman	3.20E-006	.000	2.218	2.837	.008
Byk Halaman ** 2	-2.3E-012	.000	-1.908	.	.
Byk Halaman ** 3	3.69E-019	.000	.398	.	.
(Constant)	1.250	.039		32.114	.000

Rasio Iterasi



Lampiran 9

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *randomized algorithms*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
1.6376429e-003	1.6376429e-003
3.1063115e-003	3.1063115e-003
2.6964510e-003	2.6964510e-003
7.9230717e-004	7.9230717e-004
4.1213133e-003	4.1213133e-003
1.2588707e-002	1.2588707e-002
1.1287344e-003	1.1287344e-003
7.7010639e-004	7.7010639e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
7.2399708e-004	7.2399708e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
1.0329617e-003	1.0329617e-003
1.8767299e-003	1.8767299e-003
1.2619390e-003	1.2619390e-003
9.5454364e-004	9.5454364e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
.	.
.	.
.	.
6.4714823e-004	6.4714823e-004
1.8920996e-003	1.8920996e-003
8.9306455e-004	8.9306455e-004
8.9306455e-004	8.9306455e-004
8.9306455e-004	8.9306455e-004
8.9306455e-004	8.9306455e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
8.9306455e-004	8.9306455e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
6.4714823e-004	6.4714823e-004
7.6062087e-004	7.6062087e-004
7.6062087e-004	7.6062087e-004
7.6062087e-004	7.6062087e-004
2.0099846e-003	2.0099846e-003
7.6062087e-004	7.6062087e-004
7.6062087e-004	7.6062087e-004
1.2873948e-003	1.2873948e-003
1.2873948e-003	1.2873948e-003
1.2873948e-003	1.2873948e-003
7.6062087e-004	7.6062087e-004
7.6062087e-004	7.6062087e-004
3.2851276e-003	3.2851276e-003
3.8814921e-003	3.8814921e-003
6.4714823e-004	6.4714823e-004

Lampiran 10

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *computational complexity*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.1011473e-002	2.1011473e-002
9.9354301e-003	9.9354301e-003
5.7878891e-003	5.7878891e-003
5.6896544e-003	5.6896544e-003
2.0517189e-002	2.0517189e-002
1.7273561e-003	1.7273561e-003
2.3235936e-003	2.3235936e-003
6.1210584e-004	6.1210584e-004
1.9533694e-002	1.9533694e-002
6.2489162e-004	6.2489162e-004
2.2935600e-003	2.2935600e-003
2.3263885e-003	2.3263885e-003
7.4677902e-003	7.4677902e-003
1.1609560e-003	1.1609560e-003
2.1278474e-003	2.1278474e-003
6.9034493e-004	6.9034493e-004
9.3396550e-004.	9.3396550e-004.
.	.
.	.
.	.
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
9.8365978e-003	9.8365978e-003
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
1.0712458e-003	1.0712458e-003
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004
2.1315914e-003	2.1315914e-003
4.8445258e-004	4.8445258e-004
4.8445258e-004	4.8445258e-004

Lampiran 11

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *automobile industries*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
5.6929525e-003	5.6929525e-003
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
9.5887398e-003	9.5887398e-003
1.2538067e-003	1.2538067e-003
4.0847423e-004	4.0847423e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.1886061e-003	4.1886061e-003
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004
.	.
.	.
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.9301819e-004	4.9301819e-004
5.2143781e-004	5.2143781e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.6241244e-004	4.6241244e-004
6.0669667e-004	6.0669667e-004
5.4227886e-004	5.4227886e-004
4.9301819e-004	4.9301819e-004
6.8532567e-004	6.8532567e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
6.0669667e-004	6.0669667e-004
1.5051555e-003	1.5051555e-003
4.3399282e-004	4.3399282e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
5.4985743e-004	5.4985743e-004
4.0775933e-004	4.0775933e-004
4.9124658e-004	4.9124658e-004
4.0121816e-004	4.0121816e-004

Lampiran 12

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *table tennis*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
9.6263060e-003	9.6263060e-003
1.4592438e-002	1.4592438e-002
4.7041501e-003	4.7041501e-003
1.8374579e-003	1.8374579e-003
4.6160844e-003	4.6160844e-003
1.3926292e-003	1.3926292e-003
3.8135360e-003	3.8135360e-003
5.3479898e-003	5.3479898e-003
3.8869024e-003	3.8869024e-003
1.7590699e-003	1.7590699e-003
1.9603235e-003	1.9603235e-003
3.0853408e-003	3.0853408e-003
7.2427715e-004	7.2427715e-004
1.0037310e-003	1.0037310e-003
2.1696948e-003	2.1696948e-003
5.4800099e-004	5.4800099e-004
1.1911752e-003.	1.1911752e-003.
.	.
.	.
.	.
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
3.7403032e-004	3.7403032e-004
6.0656771e-004	6.0656771e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.3824089e-004	3.3824089e-004
4.2269294e-004	4.2269294e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
3.0734380e-004	3.0734380e-004
4.2269294e-004	4.2269294e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
8.2007499e-004	8.2007499e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004
2.5444662e-004	2.5444662e-004

Lampiran 14

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *computational geometry*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
4.0017587e-003	4.0017587e-003
1.5001876e-003	1.5001876e-003
3.0740572e-003	3.0740572e-003
6.6941450e-003	6.6941450e-003
2.0456842e-003	2.0456842e-003
5.7568342e-003	5.7568342e-003
5.7779210e-003	5.7779210e-003
6.4647103e-003	6.4647103e-003
1.0228501e-002	1.0228501e-002
1.4360044e-003	1.4360044e-003
2.6535537e-003	2.6535537e-003
8.6862133e-004	8.6862133e-004
4.3410607e-003	4.3410607e-003
2.3523263e-004	2.3523263e-004
8.1794756e-004	8.1794756e-004
1.7686698e-003	1.7686698e-003
2.1301511e-003	2.1301511e-003
.	.
.	.
.	.
1.1151716e-003	1.1151716e-003
2.6379659e-004	2.6379659e-004
2.6379659e-004	2.6379659e-004
2.6379659e-004	2.6379659e-004
2.6379659e-004	2.6379659e-004
2.4634084e-004	2.4634084e-004
7.5579660e-003	7.5579660e-003
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
6.3512810e-004	6.3512810e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
3.1447152e-004	3.1447152e-004
7.1111471e-004	7.1111471e-004
3.8081267e-004	3.8081267e-004
2.4111345e-004	2.4111345e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.3523263e-004	2.3523263e-004
2.4143101e-004	2.4143101e-004
3.3520650e-004	3.3520650e-004
3.3520650e-004	3.3520650e-004
2.6535430e-004	2.6535430e-004

Lampiran 15

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *affirmative action*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
4.1348701e-003	4.1348701e-003
3.5879069e-003	3.5879069e-003
5.1433591e-003	5.1433591e-003
7.4912753e-004	7.4912753e-004
7.5517725e-004	7.5517725e-004
7.5613074e-004	7.5613074e-004
4.3199504e-003	4.3199504e-003
1.5378756e-003	1.5378756e-003
2.0348028e-003	2.0348028e-003
8.8907844e-004	8.8907844e-004
8.6729477e-004	8.6729477e-004
1.1862782e-003	1.1862782e-003
2.8016507e-004	2.8016507e-004
1.3289184e-003	1.3289184e-003
8.9884232e-004	8.9884232e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
2.6068929e-004	2.6068929e-004
.	.
.	.
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
4.7926024e-003	4.7926024e-003
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004
1.8293986e-004	1.8293986e-004

Lampiran 17
 Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *roswell*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
6.4556052e-003	6.4556052e-003
2.7795533e-003	2.7795533e-003
2.4878954e-003	2.4878954e-003
1.7262487e-003	1.7262487e-003
6.5367980e-003	6.5367980e-003
2.8937831e-003	2.8937831e-003
3.1304111e-003	3.1304111e-003
2.1828447e-003	2.1828447e-003
4.6612696e-003	4.6612696e-003
8.6252991e-004	8.6252991e-004
3.7440968e-004	3.7440968e-004
4.4356712e-003	4.4356712e-003
4.3684425e-003	4.3684425e-003
1.1682368e-003	1.1682368e-003
8.2449478e-004	8.2449478e-004
1.4083414e-003	1.4083414e-003
1.4757679e-003	1.4757679e-003
.	.
.	.
.	.
2.1600482e-004	2.1600482e-004
2.1600482e-004	2.1600482e-004
2.1600482e-004	2.1600482e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
2.0093798e-004	2.0093798e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
1.9511847e-004	1.9511847e-004
1.9511847e-004	1.9511847e-004
2.9602100e-004	2.9602100e-004
4.1733989e-004	4.1733989e-004
2.9602100e-004	2.9602100e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
3.1010737e-004	3.1010737e-004
3.3339279e-004	3.3339279e-004
2.0093798e-004	2.0093798e-004
2.6018333e-004	2.6018333e-004
3.6583113e-004	3.6583113e-004
3.6583113e-004	3.6583113e-004
2.0093798e-004	2.0093798e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004
4.9440409e-004	4.9440409e-004
1.6572204e-004	1.6572204e-004

Lampiran 19
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *gun control*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
7.3990859e-003	7.3990859e-003
2.5564711e-003	2.5564711e-003
1.4538792e-003	1.4538792e-003
2.1806537e-003	2.1806537e-003
1.8895960e-003	1.8895960e-003
1.4637162e-003	1.4637162e-003
8.8714934e-004	8.8714934e-004
1.1826524e-003	1.1826524e-003
3.3963689e-004	3.3963689e-004
5.2561062e-004	5.2561062e-004
1.0973374e-003	1.0973374e-003
5.9989727e-004	5.9989727e-004
1.0095954e-003	1.0095954e-003
8.4467351e-004	8.4467351e-004
2.4076399e-004	2.4076399e-004
8.1454095e-004	8.1454095e-004
1.1974848e-003	1.1974848e-003
.	.
.	.
.	.
1.6656090e-004	1.6656090e-004
1.6656090e-004	1.6656090e-004
1.6656090e-004	1.6656090e-004
4.4288398e-004	4.4288398e-004
3.1755594e-004	3.1755594e-004
1.8293882e-003	1.8293882e-003
2.2666430e-004	2.2666430e-004
3.0792271e-004	3.0792271e-004
3.4828920e-004	3.4828920e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6954605e-004	1.6954605e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
2.6552903e-004	2.6552903e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
2.9300461e-004	2.9300461e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004
1.6123073e-004	1.6123073e-004

Lampiran 20
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *classical guitar*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.8408147e-003	2.8408147e-003
3.3330728e-003	3.3330728e-003
1.6440871e-003	1.6440871e-003
1.4169695e-003	1.4169695e-003
4.5919757e-004	4.5919757e-004
1.2788883e-003	1.2788883e-003
3.6312419e-004	3.6312419e-004
1.1044417e-003	1.1044417e-003
3.0332403e-003	3.0332403e-003
2.1506432e-003	2.1506432e-003
9.9711567e-004	9.9711567e-004
8.6329785e-003	8.6329785e-003
5.1855897e-004	5.1855897e-004
6.7202086e-004	6.7202086e-004
2.6049066e-003	2.6049066e-003
3.9188530e-004	3.9188530e-004
3.9927775e-004.	3.9927775e-004.
.	.
.	.
.	.
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
6.3374703e-004	6.3374703e-004
5.5968766e-003	5.5968766e-003
2.9812619e-004	2.9812619e-004
2.2549532e-004	2.2549532e-004
1.8361197e-004	1.8361197e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
7.3726782e-004	7.3726782e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
2.1244990e-004	2.1244990e-004
2.1244990e-004	2.1244990e-004
2.1244990e-004	2.1244990e-004
1.5476351e-004	1.5476351e-004
3.8773059e-004	3.8773059e-004

Lampiran 21

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *armstrong*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
3.1866658e-003	3.1866658e-003
2.7236722e-004	2.7236722e-004
3.4747152e-003	3.4747152e-003
4.4944987e-003	4.4944987e-003
5.4198129e-003	5.4198129e-003
7.4534149e-003	7.4534149e-003
1.1823330e-002	1.1823330e-002
1.6926560e-003	1.6926560e-003
2.7070950e-003	2.7070950e-003
5.6768290e-003	5.6768290e-003
2.9323117e-003	2.9323117e-003
3.4446934e-003	3.4446934e-003
1.4872845e-003	1.4872845e-003
1.0576314e-003	1.0576314e-003
4.5277063e-003	4.5277063e-003
2.0572865e-003	2.0572865e-003
3.2955820e-003	3.2955820e-003
.	.
.	.
.	.
1.8785312e-004	1.8785312e-004
1.6282479e-004	1.6282479e-004
1.6282479e-004	1.6282479e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
5.3824988e-004	5.3824988e-004
2.0979637e-004	2.0979637e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.7225386e-004	1.7225386e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
5.2390203e-004	5.2390203e-004
4.2706620e-004	4.2706620e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.4722553e-004	1.4722553e-004
1.8893942e-004	1.8893942e-004

Lampiran 22
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *cheese*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
3.8730327e-003	3.8730327e-003
3.8929452e-003	3.8929452e-003
3.9312261e-003	3.9312261e-003
3.4292850e-003	3.4292850e-003
4.0219790e-003	4.0219790e-003
3.1406933e-003	3.1406933e-003
3.2495041e-003	3.2495041e-003
5.7399568e-003	5.7399568e-003
1.4990251e-004	1.4990251e-004
1.0261952e-003	1.0261952e-003
1.6346432e-003	1.6346432e-003
2.1442218e-003	2.1442218e-003
1.5703850e-003	1.5703850e-003
2.2704480e-003	2.2704480e-003
1.4836797e-003	1.4836797e-003
3.8543560e-003	3.8543560e-003
2.3233492e-003.	2.3233492e-003.
.	.
.	.
1.5637180e-004	1.5637180e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
2.7725455e-004	2.7725455e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
3.9207674e-004	3.9207674e-004
1.7118631e-003	1.7118631e-003
2.0757782e-004	2.0757782e-004
2.9057672e-004	2.9057672e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
2.9805852e-004	2.9805852e-004
5.1567121e-004	5.1567121e-004
2.1383706e-004	2.1383706e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
1.3899504e-004	1.3899504e-004
2.8274376e-004	2.8274376e-004
1.6429535e-004	1.6429535e-004
2.1150874e-004	2.1150874e-004
1.4915831e-004	1.4915831e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
1.7002242e-004	1.7002242e-004
1.4081266e-004	1.4081266e-004
2.5116063e-004	2.5116063e-004

Lampiran 23
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *abortion*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
4.1580896e-003	4.1580896e-003
4.4942759e-003	4.4942759e-003
1.8983665e-003	1.8983665e-003
4.9115255e-003	4.9115255e-003
7.1423875e-004	7.1423875e-004
1.0477287e-003	1.0477287e-003
3.3890200e-003	3.3890200e-003
9.0071646e-004	9.0071646e-004
7.6774273e-004	7.6774273e-004
1.2053331e-003	1.2053331e-003
1.3184105e-003	1.3184105e-003
2.6458723e-003	2.6458723e-003
9.2515243e-004	9.2515243e-004
1.7990596e-003	1.7990596e-003
6.8223152e-004	6.8223152e-004
5.8234345e-004	5.8234345e-004
3.3412009e-003	3.3412009e-003
.	.
.	.
.	.
1.8842326e-004	1.8842326e-004
3.2513034e-004	3.2513034e-004
4.1937161e-004	4.1937161e-004
4.0583516e-004	4.0583516e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.8693785e-004	1.8693785e-004
1.7343159e-004	1.7343159e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
2.2768071e-004	2.2768071e-004
2.2768071e-004	2.2768071e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
2.0608589e-004	2.0608589e-004
2.7422943e-004	2.7422943e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004
1.4823212e-004	1.4823212e-004

Lampiran 24

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *amusement parks*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
6.2875801e-003	6.2875801e-003
2.0338303e-003	2.0338303e-003
1.4985357e-003	1.4985357e-003
4.5661040e-003	4.5661040e-003
3.9659053e-003	3.9659053e-003
8.3274808e-004	8.3274808e-004
4.1242312e-004	4.1242312e-004
1.8395434e-004	1.8395434e-004
2.6437359e-004	2.6437359e-004
1.8395434e-004	1.8395434e-004
1.9952733e-003	1.9952733e-003
3.8388479e-004	3.8388479e-004
1.2076047e-003	1.2076047e-003
1.2626662e-003	1.2626662e-003
1.6874057e-004	1.6874057e-004
3.6961846e-004	3.6961846e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
.	.
.	.
.	.
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
1.6874057e-004	1.6874057e-004
3.1695103e-004	3.1695103e-004
3.5566441e-004	3.5566441e-004
2.1655039e-004	2.1655039e-004
6.5868184e-004	6.5868184e-004
6.9942965e-004	6.9942965e-004

Lampiran 25

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *vintage cars*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.8515547e-003	2.8515547e-003
1.6560077e-003	1.6560077e-003
3.1841616e-004	3.1841616e-004
1.7078344e-003	1.7078344e-003
4.0250345e-003	4.0250345e-003
4.3751674e-004	4.3751674e-004
1.3867859e-003	1.3867859e-003
9.9261225e-004	9.9261225e-004
1.6496507e-004	1.6496507e-004
5.6479994e-004	5.6479994e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
9.7973116e-003	9.7973116e-003
3.5271475e-003	3.5271475e-003
1.1351096e-003	1.1351096e-003
1.4974357e-004	1.4974357e-004
4.7831828e-004	4.7831828e-004
1.2488044e-003	1.2488044e-003
.	.
.	.
.	.
2.6631509e-004	2.6631509e-004
1.5832230e-004	1.5832230e-004
1.5912803e-004	1.5912803e-004
1.5070058e-004	1.5070058e-004
2.5551516e-004	2.5551516e-004
1.9538958e-004	1.9538958e-004
3.1836105e-004	3.1836105e-004
1.7976315e-004	1.7976315e-004
2.3211353e-004	2.3211353e-004
1.5070058e-004	1.5070058e-004
1.9565336e-004	1.9565336e-004
2.8255945e-004	2.8255945e-004
2.7798261e-004	2.7798261e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.6565382e-004	1.6565382e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.9776988e-004	1.9776988e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004
1.4974357e-004	1.4974357e-004

Lampiran 27
 Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *iraq war*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
1.3670521e-003	1.3670521e-003
1.2104866e-003	1.2104866e-003
2.7232125e-004	2.7232125e-004
8.3258113e-004	8.3258113e-004
1.4424965e-004	1.4424965e-004
6.8446455e-004	6.8446455e-004
9.8560437e-004	9.8560437e-004
1.1038685e-003	1.1038685e-003
9.3032921e-004	9.3032921e-004
1.5494545e-003	1.5494545e-003
7.9769718e-004	7.9769718e-004
4.2350683e-004	4.2350683e-004
6.2822060e-004	6.2822060e-004
1.4421731e-004	1.4421731e-004
4.7826521e-004	4.7826521e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.5826121e-004	1.5826121e-004
.	.
.	.
1.4276057e-004	1.4276057e-004
1.4276057e-004	1.4276057e-004
1.8090445e-004	1.8090445e-004
1.4544637e-004	1.4544637e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
6.8894148e-004	6.8894148e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
8.6229359e-004	8.6229359e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.3596244e-004	1.3596244e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
1.5522379e-004	1.5522379e-004
2.5153052e-004	2.5153052e-004
5.3629326e-004	5.3629326e-004

Lampiran 30
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *geometry*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.6079796e-003	2.6079796e-003
1.0301877e-003	1.0301877e-003
3.4475554e-003	3.4475554e-003
3.5526034e-003	3.5526034e-003
6.3233100e-004	6.3233100e-004
3.7512890e-003	3.7512890e-003
3.4934133e-003	3.4934133e-003
6.3631208e-003	6.3631208e-003
7.5091671e-004	7.5091671e-004
2.7392022e-003	2.7392022e-003
1.4780042e-003	1.4780042e-003
8.5421577e-004	8.5421577e-004
1.8904501e-003	1.8904501e-003
2.4286043e-003	2.4286043e-003
1.0692426e-003	1.0692426e-003
1.1164852e-003	1.1164852e-003
1.6028325e-003.	1.6028325e-003.
.	.
1.2175955e-004	1.2175955e-004
1.4022867e-004	1.4022867e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
2.8588204e-004	2.8588204e-004
1.5867307e-004	1.5867307e-004
1.5481204e-004	1.5481204e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
2.4513672e-004	2.4513672e-004
3.2300488e-004	3.2300488e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
2.1322688e-003	2.1322688e-003
4.1832333e-004	4.1832333e-004
4.1832333e-004	4.1832333e-004
4.6688059e-004	4.6688059e-004
1.4114033e-004	1.4114033e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004
1.2063276e-004	1.2063276e-004

Lampiran 31
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *globalization*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.9845047e-003	2.9845047e-003
1.0888940e-003	1.0888940e-003
1.7151440e-003	1.7151440e-003
1.1035848e-003	1.1035848e-003
2.1962518e-004	2.1962518e-004
2.7307871e-004	2.7307871e-004
1.5905696e-003	1.5905696e-003
1.3629293e-003	1.3629293e-003
3.6699509e-003	3.6699509e-003
1.8421434e-003	1.8421434e-003
1.3405237e-003	1.3405237e-003
5.2234976e-004	5.2234976e-004
3.3245860e-004	3.3245860e-004
2.4653513e-004	2.4653513e-004
1.5258987e-003	1.5258987e-003
3.4980388e-004	3.4980388e-004
5.3506116e-004	5.3506116e-004
.	.
.	.
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
2.5305314e-004	2.5305314e-004
2.7561766e-004	2.7561766e-004
1.8438997e-004	1.8438997e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
8.2608738e-004	8.2608738e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.5214427e-004	1.5214427e-004
1.5560046e-004	1.5560046e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.2691705e-004	1.2691705e-004
1.7523100e-004	1.7523100e-004
2.7828035e-004	2.7828035e-004
1.8073512e-004	1.8073512e-004
1.1871631e-004	1.1871631e-004
1.1871631e-004	1.1871631e-004
1.1871631e-004	1.1871631e-004
1.1871631e-004	1.1871631e-004
1.1871631e-004	1.1871631e-004

Lampiran 32
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *shakespeare*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
3.0474455e-003	3.0474455e-003
3.9154815e-003	3.9154815e-003
2.1762997e-003	2.1762997e-003
1.5951004e-003	1.5951004e-003
1.1334615e-003	1.1334615e-003
3.2037213e-003	3.2037213e-003
2.7000221e-003	2.7000221e-003
3.8688075e-003	3.8688075e-003
2.4804884e-003	2.4804884e-003
1.7099962e-003	1.7099962e-003
3.7539414e-003	3.7539414e-003
6.2101189e-003	6.2101189e-003
3.0250063e-003	3.0250063e-003
3.7385731e-004	3.7385731e-004
2.0106245e-003	2.0106245e-003
1.0955887e-003	1.0955887e-003
2.4239250e-003	2.4239250e-003
.	.
.	.
.	.
2.5093249e-004	2.5093249e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.5124525e-004	1.5124525e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.5124525e-004	1.5124525e-004
1.3371517e-004	1.3371517e-004
1.9462906e-004	1.9462906e-004
1.5535459e-004	1.5535459e-004
1.4845337e-004	1.4845337e-004
1.3371517e-004	1.3371517e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004
1.0613702e-004	1.0613702e-004

Lampiran 34

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *national parks*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.8647562e-002	2.8647562e-002
1.5487428e-003	1.5487428e-003
1.8520375e-003	1.8520375e-003
1.4474973e-003	1.4474973e-003
1.9486334e-003	1.9486334e-003
2.1509137e-004	2.1509137e-004
8.7881960e-004	8.7881960e-004
5.8604121e-003	5.8604121e-003
2.4825908e-003	2.4825908e-003
1.0611955e-003	1.0611955e-003
1.8574985e-003	1.8574985e-003
1.1491824e-003	1.1491824e-003
6.4322082e-003	6.4322082e-003
2.4899812e-003	2.4899812e-003
1.3164806e-003	1.3164806e-003
2.9836586e-003	2.9836586e-003
3.0386399e-003	3.0386399e-003
.	.
.	.
.	.
9.3272069e-005	9.3272069e-005
1.8421630e-004	1.8421630e-004
9.3272069e-005	9.3272069e-005
9.3272069e-005	9.3272069e-005
9.3272069e-005	9.3272069e-005
1.9233734e-004	1.9233734e-004
9.8935016e-005	9.8935016e-005
1.0176649e-004	1.0176649e-004
1.3791497e-004	1.3791497e-004
1.0897388e-004	1.0897388e-004
9.8935016e-005	9.8935016e-005
9.8935016e-005	9.8935016e-005
9.8935016e-005	9.8935016e-005
1.3196887e-004	1.3196887e-004
9.8935016e-005	9.8935016e-005
1.1479127e-004	1.1479127e-004
1.2819358e-004	1.2819358e-004
5.3214440e-004	5.3214440e-004
5.5564079e-004	5.5564079e-004
9.3272069e-005	9.3272069e-005
9.3272069e-005	9.3272069e-005
1.6554845e-004	1.6554845e-004
3.1288109e-004	3.1288109e-004
3.3653340e-004	3.3653340e-004

Lampiran 35

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *recipes*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
2.5140678e-003	2.5140678e-003
3.6396112e-003	3.6396112e-003
2.0194779e-003	2.0194779e-003
3.5706763e-003	3.5706763e-003
2.8145693e-003	2.8145693e-003
2.4278259e-003	2.4278259e-003
1.4194204e-004	1.4194204e-004
1.0455277e-003	1.0455277e-003
9.9630319e-004	9.9630319e-004
1.5667783e-003	1.5667783e-003
2.6978603e-003	2.6978603e-003
1.0100478e-003	1.0100478e-003
5.3448108e-004	5.3448108e-004
1.8181402e-003	1.8181402e-003
1.8528322e-003	1.8528322e-003
7.4602834e-003	7.4602834e-003
3.1023287e-004	3.1023287e-004
.	.
.	.
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
9.1851249e-005	9.1851249e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.8886430e-005	8.8886430e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
1.0338110e-004	1.0338110e-004
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005
8.5262763e-005	8.5262763e-005

Lampiran 39

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *architecture*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
1.8884243e-003	1.8884243e-003
1.4014511e-003	1.4014511e-003
1.5319379e-003	1.5319379e-003
1.5933247e-003	1.5933247e-003
1.0410164e-003	1.0410164e-003
1.1000070e-003	1.1000070e-003
6.6145904e-004	6.6145904e-004
1.4569025e-003	1.4569025e-003
2.0773645e-003	2.0773645e-003
5.2388720e-004	5.2388720e-004
1.0630564e-003	1.0630564e-003
1.0940657e-003	1.0940657e-003
2.6300734e-003	2.6300734e-003
5.0385911e-004	5.0385911e-004
4.7364453e-004	4.7364453e-004
1.1684419e-003	1.1684419e-003
1.1022267e-004.	1.1022267e-004.
.	.
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
7.2495014e-005	7.2495014e-005
7.9665415e-005	7.9665415e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
7.4853916e-005	7.4853916e-005
3.9023972e-004	3.9023972e-004
8.0928174e-005	8.0928174e-005
6.6820008e-004	6.6820008e-004
7.1917912e-005	7.1917912e-005
7.1917912e-005	7.1917912e-005
7.1917912e-005	7.1917912e-005
7.1917912e-005	7.1917912e-005
7.1917912e-005	7.1917912e-005
7.1917912e-005	7.1917912e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
6.4645235e-005	6.4645235e-005
8.1888958e-005	8.1888958e-005
2.3141035e-004	2.3141035e-004
9.0123798e-005	9.0123798e-005
7.8382347e-005	7.8382347e-005

Lampiran 43

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *stanford*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
5.3336616e-007	5.3336616e-007
1.1717819e-004	1.1717819e-004
8.2715887e-007	8.2715887e-007
5.3336616e-007	5.3336616e-007
8.5753614e-007	8.5753614e-007
3.8695920e-006	3.8695920e-006
3.8102428e-006	3.8102428e-006
5.3336616e-007	5.3336616e-007
9.6959501e-007	9.6959501e-007
1.2308450e-006	1.2308450e-006
1.5498396e-006	1.5498396e-006
5.4530611e-007	5.4530611e-007
3.5557744e-006	3.5557744e-006
5.6519164e-007	5.6519164e-007
1.9521076e-006	1.9521076e-006
2.1605782e-006	2.1605782e-006
5.5702509e-007	5.5702509e-007
.	.
1.6956034e-006	1.6956034e-006
9.2759333e-007	9.2759333e-007
3.1516021e-006	3.1516021e-006
1.5819277e-006	1.5819277e-006
1.4530027e-006	1.4530027e-006
5.6969744e-007	5.6969744e-007
5.6218801e-006	5.6218801e-006
4.2575658e-006	4.2575658e-006
5.6959444e-007	5.6959444e-007
5.3336616e-007	5.3336616e-007
7.2168321e-007	7.2168321e-007
5.6360459e-007	5.6360459e-007
5.5895165e-007	5.5895165e-007
6.7729037e-007	6.7729037e-007
1.2308450e-006	1.2308450e-006
3.5557744e-006	3.5557744e-006
1.3601884e-006	1.3601884e-006
6.0267646e-007	6.0267646e-007
8.1868437e-007	8.1868437e-007
1.8665718e-006	1.8665718e-006
3.2990891e-006	3.2990891e-006
5.5589956e-007	5.5589956e-007
5.3702230e-007	5.3702230e-007
1.8087374e-006	1.8087374e-006
1.4792320e-006	1.4792320e-006

Lampiran 45

Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *stanford berkeley*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
1.9553830e-005	1.9553830e-005
4.3697709e-006	4.3697709e-006
5.6788910e-007	5.6788910e-007
5.1797094e-007	5.1797094e-007
2.9457378e-006	2.9457378e-006
5.1797094e-007	5.1797094e-007
5.8837501e-006	5.8837501e-006
2.6524302e-006	2.6524302e-006
4.4873122e-006	4.4873122e-006
5.1797094e-007	5.1797094e-007
4.4553539e-006	4.4553539e-006
5.1797094e-007	5.1797094e-007
4.9652251e-007	4.9652251e-007
1.9021194e-006	1.9021194e-006
1.9233442e-006	1.9233442e-006
6.4599975e-007	6.4599975e-007
4.2404149e-006	4.2404149e-006
.	.
7.0649221e-006	7.0649221e-006
4.4083420e-006	4.4083420e-006
4.6227161e-007	4.6227161e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
8.1095133e-007	8.1095133e-007
2.6462944e-005	2.6462944e-005
4.2937237e-006	4.2937237e-006
4.3607515e-006	4.3607515e-006
4.2937237e-006	4.2937237e-006
4.3774556e-006	4.3774556e-006
2.3955379e-006	2.3955379e-006
4.2937237e-006	4.2937237e-006
4.2937237e-006	4.2937237e-006
4.2937237e-006	4.2937237e-006
4.2937237e-006	4.2937237e-006
6.8222884e-006	6.8222884e-006
6.5414678e-006	6.5414678e-006
9.1881439e-007	9.1881439e-007
7.0304343e-006	7.0304343e-006

Lampiran 46
Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *eu-2005*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
7.4298507e-007	7.4298507e-007
6.6044560e-007	6.6044560e-007
2.9107082e-006	2.9107082e-006
2.7369314e-006	2.7369314e-006
8.1194145e-007	8.1194145e-007
3.5557746e-006	3.5557746e-006
2.1635258e-006	2.1635258e-006
6.1811398e-007	6.1811398e-007
7.3782468e-007	7.3782468e-007
2.1652351e-006	2.1652351e-006
9.2761070e-007	9.2761070e-007
6.8905829e-007	6.8905829e-007
1.0074390e-006	1.0074390e-006
1.7416397e-006	1.7416397e-006
1.4039414e-006	1.4039414e-006
3.6432246e-006	3.6432246e-006
6.9082894e-007	6.9082894e-007
3.0551201e-006	3.0551201e-006
8.7104652e-007	8.7104652e-007
8.2600270e-006	8.2600270e-006
.	.
.	.
.	.
.	.
6.0794592e-007	6.0794592e-007
2.0260338e-006	2.0260338e-006
3.8225195e-006	3.8225195e-006
4.2898934e-006	4.2898934e-006
1.8885074e-005	1.8885074e-005
1.7644008e-006	1.7644008e-006
8.5100238e-007	8.5100238e-007
3.5557744e-006	3.5557744e-006
8.1327543e-007	8.1327543e-007
5.3336616e-007	5.3336616e-007
5.3336616e-007	5.3336616e-007
1.3768224e-006	1.3768224e-006
1.9078880e-006	1.9078880e-006
3.4060200e-006	3.4060200e-006
1.2132371e-006	1.2132371e-006
4.0242254e-006	4.0242254e-006
7.7901627e-007	7.7901627e-007
5.5582167e-007	5.5582167e-007
1.9430319e-006	1.9430319e-006
8.3730418e-007	8.3730418e-007

Lampiran 47
 Vektor Eigen hasil perhitungan dengan dataset *in-2004*

Vektor Eigen pada Algoritma PageRank	Vektor Eigen pada Algoritma PageRank dengan Kuosien Rayleigh
3.8034880e-006	3.8034880e-006
7.7448638e-007	7.7448638e-007
9.2759333e-007	9.2759333e-007
3.0204968e-006	3.0204968e-006
7.7630738e-007	7.7630738e-007
1.2997507e-006	1.2997507e-006
1.0785352e-006	1.0785352e-006
7.1693494e-007	7.1693494e-007
5.7831541e-007	5.7831541e-007
4.9364976e-006	4.9364976e-006
5.8014266e-007	5.8014266e-007
2.3605067e-006	2.3605067e-006
6.7729037e-007	6.7729037e-007
5.7868310e-007	5.7868310e-007
8.9928233e-007	8.9928233e-007
1.2308450e-006	1.2308450e-006
1.2308450e-006	1.2308450e-006
9.2578343e-007	9.2578343e-007
4.3536914e-006	4.3536914e-006
6.6415035e-007	6.6415035e-007
5.8249633e-007	5.8249633e-007
.	.
.	.
.	.
6.5825450e-007	6.5825450e-007
5.8234620e-007	5.8234620e-007
2.0263154e-006	2.0263154e-006
8.0325057e-007	8.0325057e-007
3.6574291e-006	3.6574291e-006
2.6328392e-006	2.6328392e-006
5.3918250e-007	5.3918250e-007
5.9781457e-007	5.9781457e-007
6.7968522e-007	6.7968522e-007
1.0105205e-006	1.0105205e-006
1.5614797e-006	1.5614797e-006
9.1809178e-006	9.1809178e-006
2.6815818e-006	2.6815818e-006
2.7147239e-006	2.7147239e-006
8.0600683e-007	8.0600683e-007
8.2910843e-007	8.2910843e-007
7.4827061e-006	7.4827061e-006
5.5589956e-007	5.5589956e-007
1.0070216e-006	1.0070216e-006
6.8039872e-006	6.8039872e-006