Implementasi dan AnalisisAlgoritma Clustering Expectation–maximization (EM) Pada Data Tugas Akhir Universitas Telkom

Ridoy ED Sirait[1], Eko Darwianto ST., MT.[2], Dawam Dwi Jatmiko Suwawi, ST., MT.[3]
[1,2,3]Fakultas Informatika Universitas Telkom, Bandung
elpewe@gmail.com

Abstrak

Kebanyakan mesin pencari yang ada saat ini pada umumnya menampilkan dokumen hasil pencarian sesuai dengan urutan dokumen (*document ranking*) tanpa mengelompokkan atau mengkategorikan dokumen sesuai dengan kemiripan dokumen. Dengan jumlah dokumen yang cukup besar akan memberikan dampak negatif bagi pengguna, yaitu dibutuhkan waktu yang relatif lama untuk memilah-milah dokumen yang sesuai dengan kebutuhan pengguna. Untuk mempermudah pengguna dalam mencari informasi pada kumpulan dokumen yang cukup besar, salah satu solusinya adalah dengan cara mengelompokkan dokumen hasil pencarian sesuai dengan *keyword* yang diinputkan oleh pengguna. Dengan adanya pengelompokan dokumen hasil pencarian ini, maka pengguna tidak perlu membuka halaman terlalu banyak karena dokumen hasil pencarian telah dikelompokkan berdasarkan kemiripan dokumen-dokumen tersebut.

Salah satu algoritma *partitional* yang dapat mengelompokkan dokumen yang belum berlabel adalah *Expectation-Maximization*, yaitu algoritma yang berfungsi untuk menemukan nilai estimasi *Maximum Likelihood* dari parameter dalam sebuah model probabilistik [2]. Ciri-ciri dari algoritma ini adalah dapat mengelompokkan dokumen yang belum berlabel atau *unlabeled data* dan juga hasil pengelompokannya akan selalu *convergence.* Dari hasil percobaan didapatkan kesimpulan bahwa algoritma EM dapat mengelompokkan dokumen hasil pencarian, hal ini dapat membantu pengguna untuk mencari dokumen yang diharapkan. Akurasi tertinggi mencapai 70% dan terendah 32.58%. Penambahan algoritma *stemming* Arifin Setiono mampu meningkatkan performansi algoritma EM hingga 10%.

Kata Kunci: Clustering, Expectation-Maximization, Unsupervised, Stemming.

Abstract

Most search engines this days generally displaying document of search results based on document order (document ranking) without grouping or categorize documents based on similarity. With a large number of documents, this will make a negative impact for users, it takes a relatively long time to sort out the documents that user needs. To facilitate the user in finding information on a large number of documents, one of the solutions is to classify document of search results according to the keywords entered by the user. With the document search results are grouped, the user does not need to open up too much pages because the document of search results have been grouped based on documents similarity.

One partitional algorithm that able to classify unlabeled documents is Expectation-Maximization, this algorithm used to find the value of Maximum Likelihood estimation of parameters in a probabilistic model [2]. The characteristics of this algorithm is able to classify documents that have not been labeled or unlabeled documents and also the results of the classification will always convergence. From the experimental results it was concluded that the EM algorithm can classify documents of search results, it can help users to search for documents they expected. The highest accuracy reaches 70% and the lowest 32.58%. The addition of stemming algorithms Arifin Setiono EM algorithm can improve performance up to 10%.

***Keywords** : Clustering, Expectation-Maximization, Unsupervised, Stemming*

1 Pendahuluan

Kebanyakan mesin pencari yang ada saat ini pada umumnya menampilkan dokumen hasil pencarian sesuai dengan urutan dokumen (*document ranking*) tanpa mengelompokkan atau mengkategorikan dokumen sesuai dengan kemiripan dokumen. Salah satu fasilitas pencarian dokumen yang masih menampilkan dokumen hasil pencarian sesuai urutan dokumen adalah *repository* Universitas Telkom. Dimana *repository* ini berfungsi sebagai mesin pencari dokumen tugas akhir, jurnal, *thesis*, karya ilmiah dan dokumen-dokumen penelitian lainnya. Pencarian dokumen pada *repository* ini biasanya menampilkan dokumen-dokumen hasil pencarian dalam jumlah yang cukup besar. Dengan jumlah dokumen yang cukup besar akan memberikan dampak negatif bagi pengguna, yaitu dibutuhkan waktu yang relatif lama untuk memilah-milah dokumen yang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Untuk mempermudah pengguna dalam mencari informasi pada kumpulan dokumen yang

cukup besar, salah satu solusinya adalah dengan cara mengelompokkan dokumen hasil pencarian sesuai dengan *keyword* yang diinputkan oleh pengguna. Dengan adanya pengelompokan dokumen hasil pencarian ini, maka pengguna tidak perlu membuka halaman terlalu banyak karena dokumen hasil pencarian telah dikelompokkan berdasarkan kemiripan dokumen-dokumen tersebut.

Salah satu cara untuk mengelompokkan dokumen adalah dengan metode *Clustering*. Pengelompokan dokumen atau *Document Clustering* adalah suatu metode yang digunakan untuk mengelompokkan dokumen-dokumen ke dalam kelompok-kelompok atau *Clusters* berdasarkan kemiripan dokumen, sehingga dokumen yang saling berhubungan ditempatkan pada *Cluster* yang sama. Ada beberapa algoritma *Clustering* yang dikenal yaitu *partitional* (*Expectation-maximization, K-Means*) dan *hierarchical* (*Centroid Linkage, Single Linkage*), *overlapping* (*Fuzzy C-Means*) dan *hybrid* [1].

Hasil pencarian dokumen adalah dokumen-dokumen yang belum berlabel dan berubah-ubah sesuai dengan *keyword* yang diinputkan oleh pengguna, sehingga hasil pengelompokan dokumen-dokumen tersebut juga akan berubah sesuai dengan kemiripan dokumen. Algoritma yang bisa mengatasi pengelompokan yang berubah-ubah ini adalah algoritma *partitional.* Dimana pada algoritma *partitional*, sebuah dokumen bisa merupakan anggota dari suatu kelompok atau *Cluster* pada suatu proses namun pada proses berikutnya dokumen tersebut bisa berpindah ke *Cluster* lain.

Salah satu algoritma *partitional* yang dapat mengelompokkan dokumen yang belum berlabel adalah *Expectation-Maximization*, yaitu algoritma yang berfungsi untuk menemukan nilai estimasi *Maximum Likelihood* dari parameter dalam sebuah model probabilistik [2]. Ciri-ciri dari algoritma ini adalah dapat mengelompokkan dokumen yang belum berlabel atau *unlabeled data* dan juga hasil pengelompokannya akan selalu *convergence.* Algoritma ini memiliki dua tahap, yaitu tahap *Expectation* dan tahap *Maximization.* Pada tahap *Expectation* (*E-step*) digunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengelompokkan data berdasarkan model parameter. Sedangkan pada tahap *Maximization* (*M-step*) akan dilakukan peng-*update*-an model parameter. Tahap *E-step* dan *M-step* terus dilakukan sampai probabilitas setiap *Cluster* mencapai *convergence* [3].

Sebelum melakukan pengelompokan dokumen diperlukan proses *pre-processing,* yaitu *cleansing, tokenizing, parsing, stopword elimination,* dan *stemming.* Proses ini diperlukan untuk mengurangi jumlah kata yang diproses pada saat *Clustering*. Pelabelan dari suatu *Cluster* dilakukan dengan mencari label aktual yang paling banyak muncul pada suatu *Cluster*, kemudian mengadopsi label tersebut sebagai label *Cluster.* Dimana label ini merupakan label yang sudah tersedia pada data Tugas Akhir Universitas Telkom.

2 Landasan Teori

2.1 Algoritma Expectation-maximization

Expectation-Maximation (EM) termasuk algoritma *partitional* yang berbasiskan model yang menggunakan perhitungan probabilitas, bukan jarak seperti umumnya algoritma *clustering* yang lain. Jika pada algoritma K-means, parameter utamanya adalah *centroid,* maka untuk EM parameter utamanya adalah q_{mk} dan α_k untuk mendapatkan nilai r_{nk} yaitu probabilitas dokumen n masuk ke klaster k atau probabilitas klaster k beranggotakan dokumen n [3].

Langkah-langkah algoritma EM adalah sebagai berikut:

a. Guess Model Parameter

Proses ini adalah melakukan penebakan nilai probabilitas data terhadap sebuah klaster. Langkah *guess* pertama adalah *Guess probability* data klaster sebagai *model parame*ter. Inisialisasi nilai probabilitas pada data kata dilakukan secara random/ acak [11]. Untuk probabilitas klaster, totalnya hasus selalu bernilai 1.

Table 2-1 Tabel Guess Model Parameter

Y (Klaster)	X1	X2	X3	X4	P(Y)
0	0,1	0,3	0,8	0,8	0,7
1	0,2	0,3	0,1	0,1	0,2
2	0,7	0,4	0,1	0,1	0,1

Dimana pada tahap ini akan ditebak nilai parameter q_{mk} dan α_k

b. Expectation Step

$$r_{nk} = \frac{\alpha_k(\prod_{t_m \in d_n} q_{mk})(\prod_{t_m \notin d_n}(1-q_{mk}))}{\sum_{k=1}^{K} \alpha_k(\prod_{t_m \in d_n} q_{mk})(\prod_{t_m \notin d_n}(1-q_{mk}))} \quad (2.1)$$

Dimana:

- r_{nk}adalah nilai probabilitas setiap dokumen nterhadap masing-masing *cluster* atau nilai probabilitas *cluster* k terhadap sebuah dokumen.
- $\alpha_k(\prod_{t_m \in d_n} q_{mk})(\prod_{t_m \notin d_n}(1-q_{mk}))$

  adalah probabilitas total term terhadap sebuah klaster

- $\sum_{k=1}^{K} \alpha_k (\prod_{t_m \in d_n} q_{mk})(\prod_{t_m \notin d_n} (1 - q_{mk}))$ adalahnilai total probabilitas semua termterhadap semua klaster.

Setelah r_{nk}didapat, maka akan dihitung *Frequency Counts*

$$\sum_{n=1}^{N} r_{nk} I(t_m \in d_n)$$

c. Maximization Step

$$q_{mk} = \frac{\sum_{n=1}^{N} r_{nk} I(t_m \in d_n)}{\sum_{n=1}^{N} r_{nk}} \quad (2.2)$$

Dimana:

- q_{mk}adalah nilai probabilitas termm terhadap sebuah klaster dimana term m tersebut merupakan anggota dari suatu dokumen n.
- $\sum_{n=1}^{N} r_{nk} I(t_m \in d_n)$ adalah *frequency Counts*, probabilitas klaster k terhadap semua dokumen yang mempunyai term m sebagai anggotanya (nilai *term* m = 1).
- $\sum_{n=1}^{N} r_{nk}$ adalah Probabilitas sebuah *cluster* k terhadap semua dokumen.

Kemudian dihitung probabilitas sebuah klaster k:

$$\alpha_k = \frac{\sum_{n=1}^{N} r_{nk}}{N} \quad (2.3)$$

Dimana N adalah probabilitas total klaster

Secara singkat, langkah-langkah pengelompokan dokumen dengan algoritma *Unsupervised* EM adalah:

1. Guess Initial Model Parameter
2. Compute *Expected Frequency Given*
   - Probabilitas total *term* terhadap sebuah klaster:

$$\alpha_k (\prod_{t_m \in d_n} q_{mk})(\prod_{t_m \notin d_n} (1 - q_{mk})) \quad (2.4)$$

Frequency Counts

$$\sum_{n=1}^{N} r_{nk} I(t_m \in d_n) \quad (2.5)$$

3. Find MLE *given Expexted Frequency*
   - Nilai probabilitas term m terhadap sebuah klaster dimana *term* m tersebut merupakan anggota dari suatu dokumen n:

$$q_{mk} = \frac{\sum_{n=1}^{N} r_{nk} I(t_m \in d_n)}{\sum_{n=1}^{N} r_{nk}} \quad (2.6)$$

   - Probabilitas sebuah klaster k:

$$\alpha_k = \frac{\sum_{n=1}^{N} r_{nk}}{N} \quad (2.7)$$

4. Ulangi langkah 2 dan 3 sampai *Convergence*.
   Nilai probabilitas klaster data bersifat *Convergence* jika pengupdetan probabilitas data terhadap klaster data tidak berubah-ubah lagi. Dengan kata lain nilai probabilitas dokumen terhadap sebuah klaster sudah bernilai 1.
   Langkah 1: Tentukan nilai *threshold*. Semakin kecil nilai *threshold* maka semakin dekat dengan *convergence*. Dalam hal ini nilai *threshold* nya adalah nol.
   Langkah 2: Hitung nilai *Means Square Error* dengan menggunakan rumus:

$$\mathrm{MSE}(\hat{\theta}) = \mathrm{E}\left[(\hat{\theta} - \theta)^2\right] \quad (2.8)$$

   Langkah 3: Bandingkan Nilai MSE dengan *threshold*
   Jika $MSE \leq Threshold$ maka konvergen dan iterasi berhenti.

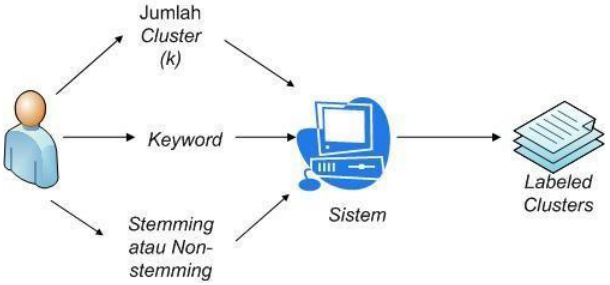
3 Metode Penelitian Dan Perancangan

3.1 Gambaran Umum Sistem

Sistem yang dibangun adalah sistem yang bisa mengelompokkan dokumen Tugas Akhir Universitas Telkom hasil pencarian pengguna. Untuk proses *clustering*, sistem menggunakan algoritma Expectation-maximization dengan *Naïve Bayes* untuk mengelompokkan data tanpa adanya model dari data training dimana pengelompokan ini berdasarkan model parameter yg di *random* pada tahap sebelum e-step.

Sistem ini akan memproses dokumen yang terdiri dari judul, abstrak dan *keyword*. Dokumen tersebut akan di kelompokkan berdasarkan abstrak. Dokumen yang di inputkan ke *database* akan melalui proses *preprocessing*, dimana outputnya adalah kumpulan *term* atau kata-kata. Parameter-parameter inputan pada proses *clustering* adalah *query*, *stemming* atau tanpa *stemming* dan jumlah klaster (K). Ketika *user* melakukan pencarian, maka sistem akan menampilkan dokumen *hitlist* yang sudah dikelompokkan kedalam beberapa klaster sesuai dengan inputan jumlah klaster dan klaster-klaster tersebut akan diberi label, dimana label tersebut adalah label dokumen yang paling banyak muncul pada suatu klaster.

3.2 Arsitektur Sistem

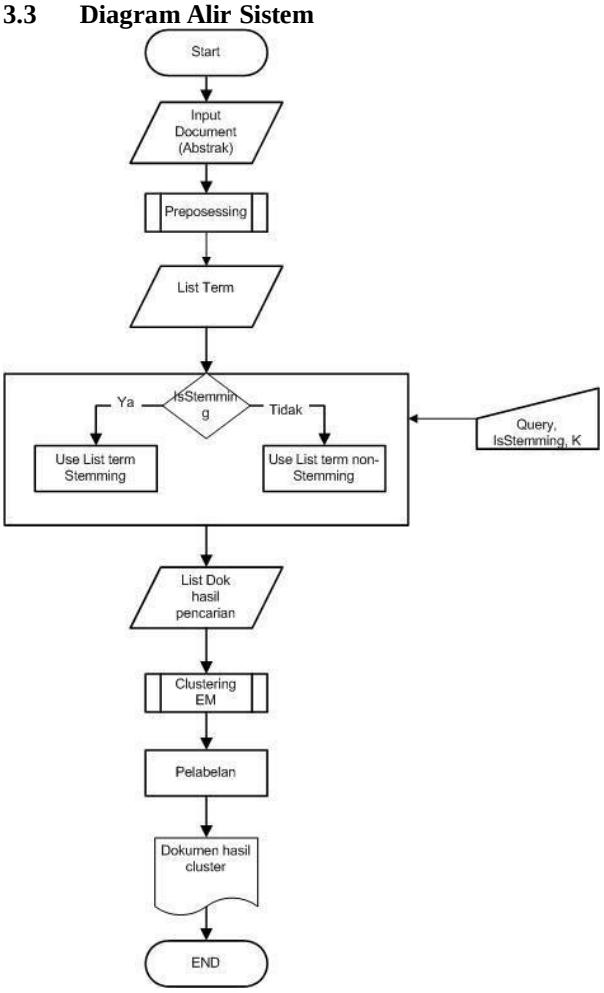


Gambar 3-1Arsitektur Sistem

Pertama *user* memasukan *query search*, *stemming* atau *nonstemming*, dan jumlah klaster. Sistem kemudian akan memproses *parameter input*

dan menampilkan dokumen-dokumen hasil pencarian yang sudah dikelompokkan kedalam klaster-klaster dan diberi label.

3.3 Diagram Alir Sistem



Gambar 3-2 Diagram Alir Sistem

a. Preprocessing

Tahap Preprocessing adalah tahap pengubahan dokumen ke dalam bentuk term-term. Tahap ini mempunyai beberapa proses yaitu cleansing, tokenizing, parsing, stopword removal dan stemming.

b. Clustering

Tahap *clustering* adalah tahap pengelompokan dokumen berdasarkan abstraksi. Tahap ini memiliki beberapa proses utama yaitu *Guess Model Parameter, E-Step dan M-Step.*

c. Pelabelan

Setelah proses pengelompokan selesai, maka didapatkan *cluster* yang telah memiliki satu atau lebih anggota. Setiap klaster ini selanjutnya akan diberi nama yang biasa disebut label. Nama label tersebut bertujuan untuk menggambarkan isi dari semua dokumen yang ada dalam tiap klasternya. Nama label ini ditentukan dari jumlah label aktual yang paling banyak pada suatu klaster.

4 Implementasi

Sistem pengelompokan dokumen mempunyai empat proses utama yaitu *preprocessing, searching, clustring* EM, dan pelabelan. Data yang diinputkan berbentuk teks yang merupakan abstraksi dari data Tugas Akhir S-1 Universitas Telkom. Abstraksi tersebut akan melalui tahap *preprocessing* yaitu *cleansing, tokenizing, parsing,* dan *stopword elimination (Removal*). Kemudian akan dilakukan proses *stemming* jika user memilih proses *stemming* (IsStemming=”True”) dan proses ini akan dilewati jika user tidak memilih proses *stemming* (IsStemming=”False”). Kemudian user akan melakukan *searching* dengan menginputkan *query*, IsStemming dan jumlah klaster.

Dokumen-dokumen yang masuk ke dalam *hit list* akan di kelompokkan menggunakan algoritma EM kedalam beberapa klaster sesuai dengan input pengguna. Kemudian klaster-klaster tersebut akan dilabeli dengan menggunakan label yg paling banyak muncul pada setiap klaster. Tabel berikut adalah tabel fungsi-fungsi utama yang digunakan pada sistem.

Table 4-1 Tabel Fungsi pada sistem

No.	Proses	Fungsi	Keterangan
1.	Preprocessing	function cleansing()	Fungsi untuk menghilangkan karakter-karakter selain huruf seperti tanda baca, dan simbol
		function tokenizing()	Fungsi untuk mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Huruf yang diterima hanya huruf „a" sampai dengan „z"
		function parsing()	Fungsi untuk mengubah dokumen menjadi kumpulan kata atau daftar kata (term)
		function stopword()	Fungsi untuk membuang kata-kata yang sering muncul dan tidak memiliki arti deskriptif terhadap isi dokumen. Kata-kata yang termasuk dalam stopwords, misalnya kata „yang", „di",

			„dari" dan sebagainya
		function stemming()	Fungsi untuk mencari *root* atau kata dasar dari setiap kata hasil stopwords removal
2.	Searching	function search()	Fungsi untuk mengidentifikasi dokumen-dokumen yang diinginkan oleh user sesuai dengan Query yang diinputkan
3.	Clustering EM	function EM()	Fungsi untuk melakukan pengelompokan dokumen hasil pencarian kedalam beberapa klaster
4.	Pelabelan	function labelfromDB()	Fungsi untuk memberikan label terhadap setiap klaster yang terbentuk

5 Pengujian Dan Analisis

Pengujian dilakukan dengan cara menghitung nilai performansi algoritma Expectation-maximization dengan menggunakan parameter *recall*, *precision* dan *F-measure* berdasarkan dokumen hasil pengelompokan oleh sistem terhadap pengelompokan secara manual atau kelompok aktual.

Pengujian dibagi menjadi dua, yaitu pengujian parameter untuk data yang telah melalui proses *stemming* dan data yg tidak melalui proses *stemming*. Hasil pengelompokan dokumen menggunakan algoritma Expectation-maximization akan berubah-ubah karena penggunaan nilai random pada tahap Guess Model Parameter untuk variabel q_{mk} (Term Probability) dan α_k(Cluster Probability). Oleh karena itu akan dilakukan percobaan sebanyak 5 kali untuk masing-masing *query* percobaan.

Table 5-1 Tabel Data Pengujian

No	Query	Jumlah Dokumen Hint List	Jumlah Label Aktual	Jumlah Percobaan	Jumlah Klaster (K)
1	Clustering	5	2	5	2
2	Database	8	3	5	3
3	Twitter	18	4	5	4

5.1 Query "Clustering"

Table 5-2 Data Hit List Untuk Query "Clustering"

No	Iddok	Actual Label
1	7815	Rekayasa Perangkat Lunak
2	8450	Rekayasa Perangkat Lunak
3	8974	Rekayasa Perangkat Lunak
2	3958	Sistem Komputer dan Jaringan Komputer
3	5634	Sistem Komputer dan Jaringan Komputer

Berdasarkan 5 kali percobaan untuk masing-masing stemming dan non-stemming, didapatkan nilai recall, precision, dan f-measure sebagai berikut:

Table 5-3 Rata-rata F-measure Query "Clustering"

Percobaan	Precision		Recall		F-Measure	
	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem
1	0.5	1	0.5	1	0.5	1
2	0.5	0.5	0.5	0.75	0.5	0.6
3	1	0.333	1	0.5	1	0.4
4	1	0.5	1	0.5	1	0.5
5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
Rata-Rata F-Measure					0.7	0.6

5.2 Query "Database"

Table 5-4 Data Hit List Untuk Query "Databse"

No	Iddok	Actual Label
1	2868	Image Processing
2	2920	Image Processing
3	2967	Image Processing
4	3482	Image Processing
5	7836	Informatika Teori dan Pemrograman
6	8292	Informatika Teori dan Pemrograman
7	8671	Pengolahan Sinyal Informasi
8	9051	Informatika Teori dan Pemrograman

Berdasarkan 5 kali percobaan untuk masing-masing stemming dan non-stemming, didapatkan nilai recall, precision, dan f-measure sebagai berikut:

Table 5-5 Rata-rata F-measure Query "Database"

Percobaan	Precision		Recall		F-Measure	
	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem
1	0.375	0.636	0.333	0.778	0.353	0.7
2	0.444	0.571	0.444	0.444	0.444	0.5
3	0.857	0.286	0.667	0.222	0.75	0.25
4	0.571	0.444	0.444	0.444	0.5	0.444
5	0.364	0.375	0.444	0.333	0.4	0.353
Rata-Rata F-Measure					0.4894	0.4494

5.3 Query "Clustering"

Table 5-6 Data Hit List Untuk Query "Twitter"

No	Iddok	Actual Label
1	238	Branding
2	268	Branding
3	2689	Communication
4	2720	Marketing
5	2742	Marketing
6	3081	Marketing
7	3111	Consumer Behavior And Attitudes
8	3160	Communication
9	3166	Communication
10	3187	Consumer Behavior And Attitudes
11	3225	Consumer Behavior And Attitudes
12	3242	Communication
13	3295	Marketing
14	3341	Consumer Behavior And Attitudes
15	3356	Branding
16	3387	Consumer Behavior And Attitudes
17	4004	Communication
18	4092	Branding

Berdasarkan 5 kali percobaan untuk masing-masing stemming dan non-stemming, didapatkan nilai recall, precision, dan f-measure sebagai berikut:

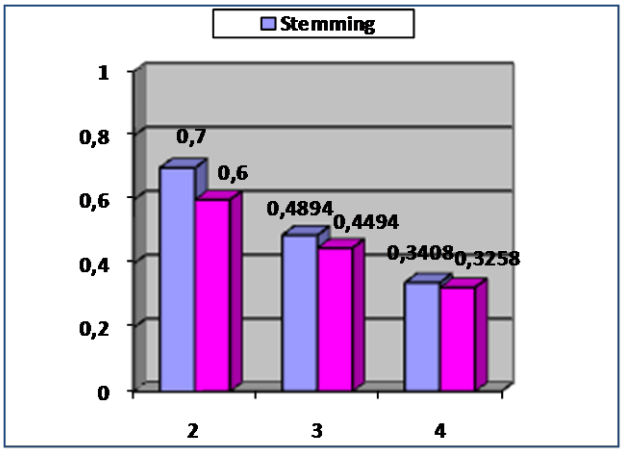
Table 5-7 Rata-rata F-measure Query "Twitter"

Percobaan	Precision		Recall		F-Measure	
	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem	Stem	Non-Stem
1	0.246	0.198	0.438	0.5	0.315	0.284
2	0.258	0.304	0.5	0.531	0.34	0.387
3	0.425	0.2	0.531	0.5	0.472	0.286
4	0.265	0.294	0.281	0.313	0.273	0.303
5	0.233	0.364	0.438	0.375	0.304	0.369
Rata-Rata F-Measure					0.3408	0.3258

5.4 Analisis Hasil Pengujian

Pengelompokan dokumen hasil pencarian menggunakan algoritma Expectation-maximization pada sistem ini berguna untuk mengelompokkan dokumen-dokumen yang belum berlabel atau *unlabeled documents.*

Hasil percobaan pengelompokan dokumen dengan jumlah 5 dokumen dengan jumlah *cluster* sebanyak 2 *cluster* memiliki nilai *F-measure* sebesar 0.7 atau akurasinya sebesar 70% untuk data yang di-*stemming* dan nilai *F-measure* sebesar 0.6 atau akurasinya 60% untuk dokumen yang tidak di-*stemming.* Namun untuk jumlah dokumen sebanyak 8 dokumen dengan 3 *cluster* dan 18 dokumen dengan 4 *cluster*, nilai *F-measure* menurun menjadi 0.4894 & 0.3408 untuk data yang di-*stemming* dan 0.4494 & 0.3258 untuk data yang tidak di-*stemming.*



Gambar 5-1 Grafik F-measure

Pada gambar diatas dapat dilihat nilai rata-rata *F-measure* yang lebih tinggi untuk data yang melalui proses *stemming*. Hal ini disebabkan oleh proses *stemming* yang berfungsi untuk mencari kata dasar sebuah kata berimbuhan. Salah satu sifat algoritma EM yang bekerja secara *unsupervised* yaitu frekuensi kemunculan kata tidak mempengaruhi proses pengelompokan dokumen. Dengan diubahnya sebuah kata berimbuhan menjadi kata dasar dapat mengurangi jumlah kata atau *term* yang akan diproses, sehingga peluang kata-kata yang mendeskripsikan isi dari sebuah dokumen dengan kata-kata yang tidak mendeskripsikan isi dari dokumen menjadi seimbang. Misalnya kata "Clustering" yang muncul sebanyak 10 kali dalam dokumen dengan kata "Percobaan" dan kata "Coba" yang masing-masing muncul 10 kali dalam dokumen, setelah melalui proses *stemming* peluang kata dasar "Coba" dan "Clustering" akan sama atau seimbang.

Pada pengujian diatas, dilakukan 5 kali percobaan untuk setiap *query*. Hal ini dikarenakan nilai F-measure yang berubah-ubah karena penggunaan nilai random pada Guess Model Parameter untuk nilai probabilitas awal term (q_{mk}) dan probabilitas awal klaster (α_k). Tingkat akurasi dari pengelompokan sangat bergantung pada estimasi nilai awal dari q_{mk} dan α_k.

Berdasarkan latar belakang penelitian, dimana dokumen hasil pencarian ditampilkan dengan urutan dokumen atau *document ranking*, dengan adanya aplikasi pengelompokan dokumen hasil pencarian menggunakan algoritma Expectation-Maximization, dokumen hasil pencarian dikelompokkan sesuai dengan kedekatan dokumen. Dan hal ini dapat membantu pengguna untuk memilih-milah dokumen yang ingin dicari.

6 Kesimpulan dan Saran

6.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari hasil implementasi dan analisis algoritma *Clustering Expectation-maximization* pada data Tugas Akhir Universitas Telkom adalah sebagai berikut:

1. Berdasarkan latar belakang penelitian, dimana dokumen hasil pencarian ditampilkan dengan *document ranking*, dengan adanya aplikasi pengelompokan dokumen hasil pencarian menggunakan algoritma *Expectation-maximization*, maka dokumen hasil pencarian dapat dikelompokkan sesuai dengan kedekatan dokumen. Dan hal ini dapat membantu pengguna untuk memilih-milah dokumen yang ingin dicari.
2. Nilai rata-rata akurasi algortima *Clustering* Expectation-mazimization yang paling tinggi adalah 70% untuk data yang sudah di-*stemming* dan 60% untuk data yang belum di-*stemming*. Sedangkan rata-rata akurasi yang paling rendah adalah 34.08% untuk data yang sudah di-*stemming* dan 32.58% untuk data yang belum di-*stemming*. Dimana rata-rata akurasi diambil dari 5 kali percobaan untuk setiap *Keyword*.
3. Penambahan proses *stemming* Arifin dan Setiono dapat meningkatkan performansi algoritma *Cluster*ing EM.

6.2 Saran

Untuk meningkatkan performansi algoritma *Cluster*ing *Expectation-maximization* sebaiknya ditambahkan proses *feature selection* dan sinonim kata untuk mengurangi *term-term* yang tidak mencerminkan isi dari sebuah dokumen agar didapatkan hasil yang optimal.

Daftar Pustaka

[1] Aggarwal, Charu C., ZhaiChengXiang, *A Survey of Text Clustering Algorithms*, Yorktown Heights, NY ,IBM T. J. Watson Research Center.

[2] Borman, Sean, 2009, *The Expectation Maximization Algorithm A short Tutorial*.

[3] Manning, Christopher D., 2009, *An Introduction to Information Retrieval, Cambridge University Press Cambridge, England*.

[4] Liang, Percy, Klein Dan, *Online EM for Unsupervised Models*, University of California at Berkeley, Berkeley, CA 94720.

[5] Nivre, Joakim, *Statistical Methods for NLP Hidden variables and EM*, Uppsala University

[6] Xia, rui, 2013, *Naive Bayes for Unsupervised/Semi-supervised Learning via Expectation Maximization(EM).*

[7] Mitchell, Tom m., 2010, *Machine Learning*. McGraw-Hill Science.

[8] Andrew Ng, *The EM Algorithm*, Lecture Notes.

[9] Anneel, Pieter, *Maximum Likelihood (ML), Expectation Maximization (EM)*, UC Berkeley EECS

[10] Dellaert, Frank, 2002, *The expectation Maximization Algortihm*, Georgia Institute of Technology