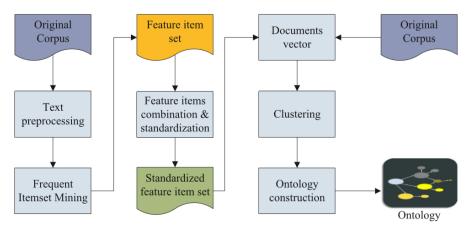
LAPORAN TUGAS

Nama: Rakha Asyrofi / Taufik Hidayat Mata Kuliah: Kecerdasan Komputasional

NRP : 05111950010038 / 05111950015004 Dosen : Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.kom, M.Kom.



Gambar 1. Ontology Construction

Pertama, pra-proses corpus asli dan kemudian lakukan bagian dari Part of Speech (POS) tag. Selanjutnya, gunakan metode TF-IDF untuk menambang item fitur dalam teks dan melakukan pemangkasan buatan untuk menghasilkan fitur item set. Oleh karena itu, berdasarkan pendapat pakar domain, Kombinasi dan standarisasi item fitur yang sama dalam set item fitur. Melakukan proses Standarisasi berdasarkan fitur item set, model vektorisasi dari dokumen asli yang dibuat sebelumnya. Kemudian menggunakan algoritma pengelompokan k-means untuk mengelompokkan hasil vektorisasi tersebut beberapa kali. Menurut metode Langkah ke-7, paper ini membangun ontologi masalah kualitas berdasarkan hasil Clustering (Xu, Dang, & Munro, 2018).

1. Original Corpus

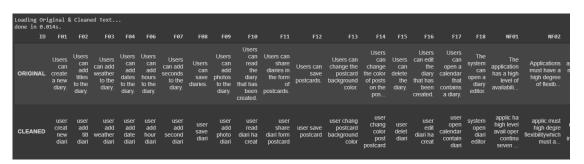
Corpus yang dibuat ini berdasarkan dari dataset dokumen Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak (SKPL) pada Gambar 2.. DImana dari hasil pengambilan corpus tersebut dimuat dalam bentuk Comma Separated Value (CSV) untuk diambil kolom fitur Statement yang berupa Kebutuhan fungsional dan kebutuhan non fungsional. Copus ini berguna untuk salah satu proses yang dilakukan untuk mendapatkan konstruksi ontologi.

	ing Dat	
	ID	Requirement Statement
	F01	Users can create a new diary.
	F02	Users can add titles to the diary.
	F03	Users can add weather to the diary.
	F04	Users can add dates to the diary.
	F06	Users can add hours to the diary.
5	F07	Users can add seconds to the diary.
	F08	Users can save diaries.
	F09	Users can add photos to the diary.
8	F10	Users can read the diary that has been created.
9	F11	Users can share diaries in the form of postcards.
10	F12	Users can save postcards.
	F13	Users can change the postcard background color.
12	F14	Users can change the color of posts on the pos
13	F15	Users can delete the diary.
14	F16	Users can edit the diary that has been created.
15	F17	Users can open a calendar that contains a diary.
16	F18	The system can open a diary editor.
17	NF01	The application has a high level of availabili
18	NF02	Applications must have a high degree of flexib
19	NF03	This application must have a high level of int
20	NF04	This application has a high usability aspect a
21	NF05	This application must have a response time val
-00	NEOC	Applications would be used bight level of interes

Gambar 2. Original Copus

2. Text preprocessing

Pada corpus yang berupa kumpulan kalimat kebutuhan dari dokumen spesifikasi kebutuhan perangkat lunak (SKPL) dilakukan text preprocessing pada Gambar 3 seperti text lowering untuk mengubah kalimat ke dalam bentuk lowercase, punctuation removal untuk menghilangkan tanda baca, tokenisasi untuk memperoleh tiap tiap kata dari suatu kalimat, stopword removal untuk menghilangkan kata kata yang berupa stopword dalam bahasa inggris, stemming untuk merubah kata ke dalam bentuk kata dasar. Sehingga dari proses text preprocessing didapatlah kata kata yang benar benar bersih dari noise.



Gambar 3. Hasil Text Preprocessing

3. Frequent Itemset Mining

Selanjutnya dalam Gambar 4. yang menyebutkan seputar Frequent Itemset Mining dimana, kita mengambil nilai frekuensi yang muncul dari dokumen tersebut. dengan proses metode Bag of Words (BOW). Dimana dalam proses tersebut kita membuat fungsi vektorisasinya. lalu dilanjutkan dengan fitur nama mana saja yang terkandung dalam corpus tersebut. Kemudian kita transformasikan dalam bentuk array untuk melihat sebuah angka biner antara 0 dan 1 dalam sebuah korpus tersebut. Lalu membuatnya menjadi sebuah matrix frequency.

one in 0.001s.															
	abl	abov	access	add	addit	age	applic	aspect	background		code		contain	creat	
user creat new diari															
user add titl diari															
user add weather diari															
user add date diari															
user add hour diari															
user add second diari															
user save diari															
user add photo diari															
user read diari ha creat															
user share diari form postcard															
user save postcard															
user chang postcard background color															
user chang color post postcard															
user delet diari															
user edit diari ha creat															
user open calendar contain diari															
system open diari editor															

Gambar 4. Frequent Itemset Mining

4. Feature Item Set

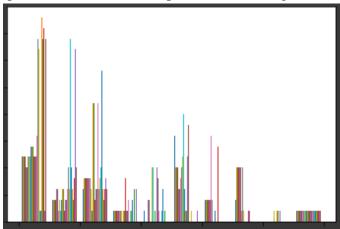
Pada Gambar 5 terlihat nilai pembobotan dari setiap kata yang dilakukan pada proses Feature Item Set. Pembobotan ini dilakukan menggunakan pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). TF menghitung jumlah kemunculan kata pada suatu dokumen, artinya semakin, kata itu sering muncul, maka pembobotannya akan semakin meningkat secara linear, misal kata 'user' muncul 2 kali pada dokumen, maka pembobotan TF akan memberikan nilai pembobotan 2, sedangkan IDF menghitung invers fungsi logaritma dari jumlah dokumen yang mengandung kata tersebut, artinya semakin banyak dokumen yang mengandung kata tersebut, bobot dari kata tersebut akan semakin turun menurut fungsi logaritmik, sehingga nilai bobot totalnya adalah hasil perkalian dari pembobotan TF dan pembobotan IDF.

	ab1	abov	access	add	addit	age	android	applic	aspect	avail	background	calendar	chang	code	color
user creat new diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.000000
user add titl diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.000000
ser add weather diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.000000
user add date diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user add hour diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
ser add second diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user save diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user add photo diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user read diari ha creat	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user share diari form postcard	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user save postcard	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user chang postcard background color	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.432485	0.00000
user chang color post postcard	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.432485	0.42776
user delet diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
ıser edit diari ha creat	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
user open calendar contain diari	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000
system open diari editor	0.000000	0.494410	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000	0.0000	0.000000	0.00000

Gambar 5. Pembobotan untuk setiap kata

5. Feature Items Combination & Standardization

Lalu selanjutnya kita menggunakan Feature Item Combination & Standardization sesuai dengan Gambar 6. menggunakan metode similaritas cosine yang digabung berdasarkan nilai hasil dari Term Frequency - Inverse Document Frequency. Sehingga didapatkan nilai kesamaan antara F01 sampai NF07. Hal ini kita dapatkan nilai Histogram sebagai berikut.



Gambar 6. Histogram Feature Item Combination & Standarization

6. Standardized Feature Item Set

Pada Gambar 7 terlihat matriks tingkat kemiripan dari masing masing kalimat kebutuhan yang ada pada dokumen. Nilai kemiripannya ini mempunyai rentang dari 0 sampai 1, 1 artinya kedua kebutuhan yang dibandingkan sangat mirip sedangkan 0 menandakan tidak ada kemiripan sama sekali

ID TD	F01	F02	F03	F04	F06	F07	F08	F09	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18
F01	1.000000	0.553949	0.553949	0.553949	0.552648	0.552648	0.631320	0.553949	0.707396	0.503924	0.333006	0.263477	0.263477	0.633261	0.707396	0.506825	0.280837
F02	0.553949	1.000000	0.787655	0.787655	0.785806	0.785806	0.630071	0.787655	0.501049	0.502928	0.332347	0.262956	0.262956	0.632008	0.501049	0.505823	0.280281
F03	0.553949	0.787655	1.000000	0.787655	0.785806	0.785806	0.630071	0.787655	0.501049	0.502928	0.332347	0.262956	0.262956	0.632008	0.501049	0.505823	0.280281
F04	0.553949	0.787655	0.787655	1.000000	0.785806	0.785806	0.630071	0.787655	0.501049	0.502928	0.332347	0.262956	0.262956	0.632008	0.501049	0.505823	0.280281
F06	0.552648	0.785806	0.785806	0.785806	1.000000	0.783961	0.628592	0.785806	0.499872	0.501747	0.331567	0.262339	0.262339	0.630525	0.499872	0.504635	0.279623
F07	0.552648	0.785806	0.785806	0.785806	0.783961	1.000000	0.628592	0.785806	0.499872	0.501747	0.331567	0.262339	0.262339	0.630525	0.499872	0.504635	0.279623
F08	0.631320	0.630071	0.630071	0.630071	0.628592	0.628592	1.000000	0.630071	0.571031	0.573173	0.669000	0.299684	0.299684	0.720282	0.571031	0.576472	0.319429
F09	0.553949	0.787655	0.787655	0.787655	0.785806	0.785806	0.630071	1.000000	0.501049	0.502928	0.332347	0.262956	0.262956	0.632008	0.501049	0.505823	0.280281
F10	0.707396	0.501049	0.501049	0.501049	0.499872	0.499872	0.571031	0.501049	1.000000	0.455801	0.301205	0.238316	0.238316	0.572787	0.825586	0.458425	0.254018
F11	0.503924	0.502928		0.502928	0.501747				0.455801	1.000000	0.543693	0.430175	0.430175	0.574935	0.455801	0.460145	0.254971
F12	0.333006	0.332347	0.332347	0.332347	0.331567	0.331567	0.669000	0.332347	0.301205	0.543693	1.000000	0.554808	0.554808	0.379931	0.301205	0.304075	0.000000
F13	0.263477	0.262956	0.262956	0.262956	0.262339	0.262339	0.299684	0.262956	0.238316	0.430175	0.554808	1.000000	0.817017	0.300605	0.238316	0.240587	0.000000
F14	0.263477	0.262956	0.262956	0.262956	0.262339	0.262339	0.299684	0.262956	0.238316	0.430175	0.554808	0.817017	1.000000	0.300605	0.238316	0.240587	0.000000
F15					0.630525												
F16					0.499872												
F17		0.505823			0.504635												0.462911
F18					0.279623						0.000000						
					0.103766												
					0.000000												

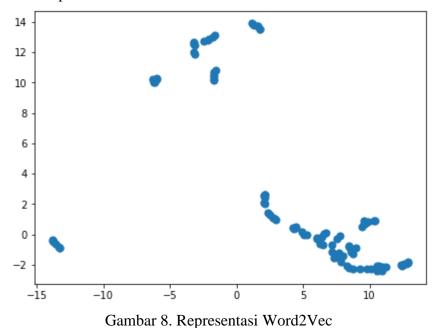
Gambar 7. Nilai kemiripan dari masing-masing kalimat kebutuhan

7. Document Vector

Pada nilai vektorisasi yangd dijelaskan pada Gambar 8. bahwa penggunaan word2vec berdasarkan perbandingan kata dasar yang berjumlah 104 dan nilai dari term setiap pernyataan kebutuhan berjumlah 26. Sehingga didapatkan nilai dari pendekatan untuk mendapatkan kata-kata yang muncul pada dokumen tersebut serta label pendekatan mana saja yang dekat dengan kata dasar tersebut serta buat nilai biner 0 dan 1 dari term tersebut.

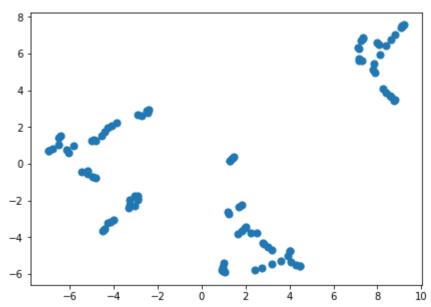
Selanjutnya dilakukan proses training antara data X dan label Y menghasilkan nilai bentuk yang sama yaitu 666 bentuk dan panjang 104 kata.

Kemudian dilanjutkan dengan pengujian pada weight dan backpropagation, untuk mendapatkan nilai prediksi vektor yang kita uji. Dari hasil beberapa training yang kita uji dari 10000 iterasi dan diambil nilai loses sekitar 2.26% dan kita ambil nilai vektorisasinya berdasarkan weight dan backpropagation tersebut. Lalu kita mengujinya bila kata coba cari fungsi pencarian kata yang terdekat dari 'abl' adalah 'run'. Setelah itu baru kita cari nilai jarak terdekat dari kedua kata tersebut, antara 'abl' dan 'run' sekitar 1.64 sedangkan bila kita bandingkan kata 'abl' dan 'abov' 4.57. sehingga bisa simpulkan dengan pendekatan word2vec ini kita bisa latih kata mana saja yang sama dengan berdekatan sesuai dengan pernyataan kebutuhan pada dokumen tersebut.



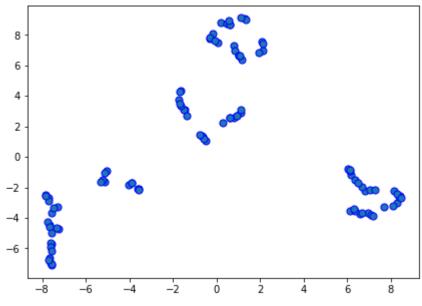
8. Clustering

Pada Gambar 9 terlihat visualisasi dari hasil cosine similarity yang didapat untuk setiap kalimat kebutuhan. pada gambar terlihat ada beberapa kalimat kebutuhan yang berdekatan dan ada juga yang berjauhan, dengan begini kita dapat melakukan clustering untuk mengelompokkan kalimat kalimat kebutuhan tersebut.



Gambar 9. Sebelum K-Means Clustering

Clustering yang dilakukan menggunakan algoritma K-Means Clustering, hasil dari proses clustering dapat dilihat pada Gambar 8. Representasi nilai kemiripan dari setiap kalimat kebutuhan terlihat semakin jelas.



Gambar 10. Setelah K-Means Clustering

9. Ontology Construction

Setelah dilakukan proses clustering yang telah dilakukan oleh K-Means clustering pada proses sebelumnya. Maka dilakukan proses Hirarki Clustering sesuai dengan Gambar 11. bisa dilihat kita membuat kluster sesuai dengan jarak diambil sesuai dengan linkage masingmasing simpul yaitu berupa beberapa kelas antara lain berdasarkan term dan masing-masing node yang terhubung.



Gambar 9. cluster.HIrarki

Referensi:

Xu, Z., Dang, Y., & Munro, P. (2018). Knowledge-driven intelligent quality problem-solving system in the automotive industry. *Advanced Engineering Informatics*. https://doi.org/10.1016/j.aei.2018.08.013