

Pencarian Resep Kue Tradisional berdasarkan Jumlah *Likes* dan *Retweet* menggunakan Metode *Generalized Vector Space Model*

Berlian Bidari Ratna Sari¹, Yuita Arum Sari², Indriati³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹bebebidi@gmail.com, ²yuita@ub.ac.id, ³indriati.tif@ub.ac.id

Abstrak

Kue tradisional adalah salah satu bentuk keanekaragaman Indonesia. Membuat kue tradisional membutuhkan resep sebagai patokan untuk mengolah bahan yang dibutuhkan. Ibu rumah tangga zaman sekarang kurang mengetahui resep dan cara membuat kue tradisional yang kini tenggelam oleh makanan-makanan *junk food* sehingga merasa malas untuk membuat kue tradisional. Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, dilakukan pencarian resep makanan berupa kue tradisional. Untuk mendapatkan resep yang diinginkan, maka dibutuhkan metode pencarian *Generalized Vector Space Model* untuk mengetahui relevansi resep yang diinginkan. Resep yang terdapat dalam dokumen training memiliki jumlah *likes* dan *retweet* yang mendukung terpilihnya suatu dokumen relevan. Dokumen resep yang digunakan berjumlah 100 data resep dengan 10 jenis kue tradisional. Setelah dilakukan pengujian terhadap 25 dokumen diperoleh nilai *Mean Average Precision* terbaik sebesar 0,583 menggunakan metode *Generalized Vector Space Model* dengan pembobotan *likes* dan *retweet*. Hal tersebut membuktikan hasil pencarian mendekati *query* yang dimasukkan pengguna.

Kata kunci: Mean Average Precision, Kue Tradisional, *likes*, *retweet*, Generalized Vector Space Model

Abstract

Traditional cakes is one diversity form of indonesia. Traditional baking requires a prescription as the basis of material needed to process. Housewives today don't know recipe and how to make traditional cakes who is now drowning by things junk food so they feel lazy to make traditional cakes. Based on the problems that have been described , carried out a search to be the recipe for food in the form of traditional cakes. To get that recipe desirable, the method of Generalized Vector Space Model is needed to determine relevance that recipe desirable. That recipe is in the training having the number of likes and retweet supporting selection a document relevant. Documents recipe used 100 data recipe with 10 types of tradisional cakes. After testing 25 documents, the best Mean Average Precision was 0.583 using the Generalized Vector Space Model method with weighted likes and retweets. This proves that the search results approach the query entered by the user.

Keywords: Mean Average Precision, Traditional cake, *likes*, *retweet*, Generalized Vector Space Model

1. PENDAHULUAN

Ada ribuan pulau di Indonesia, dan hampir semua daerah memiliki makanan tradisional yang khas. Tidak sedikit masyarakat mulai memanfaatkan internet untuk memenuhi kebutuhan hidupnya, seperti ibu rumah tangga yang ingin memasak dengan melihat dan saling berbagi informasi mengenai resep makanan (Indriani & Budiman, 2017). Saat ini kebanyakan ibu rumah tangga yang lebih memilih membeli makanan yang siap saji di warung dibandingkan memasak dirumah

(Utami, et al., 2019). Hal tersebut disebabkan karena kurangnya pembelajaran ibu rumah tangga mengenai cara memasak hingga bahan-bahan yang dibutuhkan untuk memasak. Untuk dapat mengolah makanan berdasarkan ketersediaan bahan makanan yang ada, ibu rumah tangga dapat menggunakan resep makanan. Resep adalah salah satu bentuk bantuan dalam dunia masak-memasak berupa catatan yang isinya mencakup bahan dan cara pembuatan suatu makanan (Wijaya, 2016). Pencarian resep makanan dapat dilakukan dengan melihat resep yang tersedia pada

Cookpad yang memiliki jumlah *likes* dan *retweet* yang mendukung. Jumlah *like* dan *retweet* yang ada menandakan bahwa resep yang didapatkan sudah dilihat dan digunakan lagi untuk mengolah makanan..

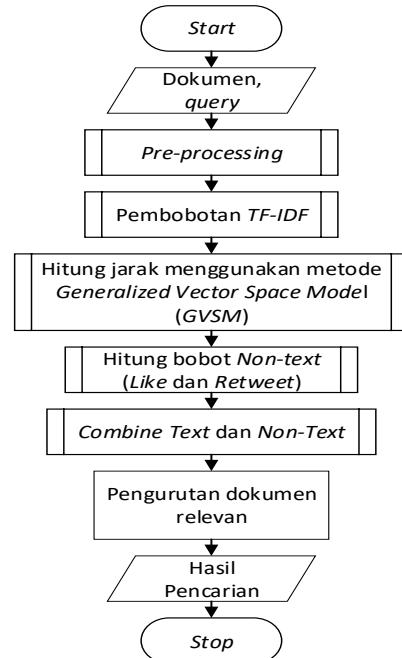
Beberapa metode yang terdapat dalam sistem pencarian dokumen yaitu metode *Support Vector Machine*, *Boolean Model*, *Vector Space Model*, *Latent Semantic Indexing Model*, dan *Generalized Vector Space Model*. *Vector Space Model* merupakan metode pencarian yang menggunakan vektor dan *cosine* untuk mengukur kecocokan antara query dan dokumen. Namun metode *Vector Space Model* ini menganggap setiap kata dalam sebuah dokumen tidak memiliki hubungan makna antara kata yang lain (Wibowo, et al., 2012). Dengan adanya kelemahan dari metode *VSM* maka dapat menurunkan efisiensi nilai recall hasil pencarian. Oleh karena itu, metode *Generalized Vector Space Model* dibutuhkan untuk mengembangkan metode *Vector Space Model* dalam memberikan penilaian hubungan makna antara kata dalam sebuah dokumen (Tsatsaronis & Panagiotopoulou, 2009).

Penelitian selanjutnya membahas mengenai *information retrieval* dengan *generalized vector space model* yang menghasilkan dokumen yang sesuai dengan masukan pengguna dari nilai kemiripan tertinggi hingga terendah, sehingga menghasilkan nilai *recall* dan *precision* sebesar 100% (Pardede, et al., 2013). Dalam penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Utami, et al., 2019) mengenai rekomendasi resep dengan metode *N-gram* berdasarkan *query* dari pengguna melalui proses berupa *unigram*, *bigram*, dan *trigram* sehingga menghasilkan pengujian dengan proses *trigram* yang paling terbaik karena memiliki nilai *threshold* sebesar $\geq 90\%$ dengan nilai *recall* dan *precision* sebesar 0,2 dan 1.

Berdasarkan uraian yang telah dipaparkan sebelumnya, penulis mempunyai keinginan untuk melakukan penelitian mengenai “Pencarian Resep Makanan Berdasarkan Jumlah Likes dan Retweet Menggunakan Metode Generalized Vector Space Model”. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan nantinya dapat menghasilkan pengetahuan yang bermanfaat.

2. METODOLOGI

Desain penelitian yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain Penelitian

Dalam *Information retrieval* banyak model yang dapat digunakan dalam pencocokan antara *query* dengan dokumen, yaitu *probabilistic*, *set-theoretic*, dan *algebraic model*. Pada *algebraic model*, dokumen dan *query* diubah menjadi vektor untuk menentukan vektor *similarity*. Salah satu metode yang termasuk dalam *algebraic model* adalah *Generalized Vector Space Model (GVSM)*. *Query* dari pengguna akan masuk ke tahap *pre-processing* untuk melakukan proses tokenisasi, *case folding*, hingga pembobotan, kemudian dengan metode *GSVM* akan menentukan relevansi antara *query* dan dokumen. Setelah nilai *similarity* diperoleh kemudian menghitung bobot Non textual sehingga dapat mendukung pencarian dokumen relevan.

2.1. Information Retrieval

Information Retrieval (IR) atau Sistem Temu Kembali Informasi adalah sistem dimana pengguna dapat menginputkan *query*, kemudian sistem akan menyeleksi dokumen yang mirip dengan *query*. Model *IR* melibatkan representasi *query* dan dokumen, fungsi pencarian, dan relevansi dokumen terhadap *query* (Wisnu & Hetami, 2015). Untuk pengolahan data dalam *text mining* dilakukan 4 tahapan, yaitu tahapan *pre-processing*, *text transformasi*, *feature selection*, dan relevansi.

2.2. Likes

Likes merupakan salah satu bentuk apresiasi pengguna terhadap resep makanan. Pengguna dapat memberikan *likes* terhadap resep makanan yang dianggapnya baik dan dalam penerapannya dapat menghasilkan makanan yang enak.

2.3. Retweet

Retweet adalah membagikan ulang sebuah postingan tweet. Pada penelitian ini, *retweet* merupakan fitur yang dianggap berguna untuk mencoba dan mengulang resep makanan yang sama dan telah disediakan.

2.4. Text Pre-processing

Tahapan pertama pada metode *Generalized Vector Space Model* adalah tahap *pre-processing*. *Preprocessing* dibagi menjadi beberapa tahapan, yaitu *read text*, tokenisasi, *casefolding*, dan *stemming*.

2.4.1. Read Text

Pembacaan *text* yang dimaksud disini adalah membaca dokumen dengan ekstensi tertentu. Dokumen yang dapat dibaca adalah dokumen dengan format *.doc, *.pdf, dan format dokumen lainnya.

2.4.2. Tokenisasi

Pada tahap *pre-processing* terdapat tahap tokenisasi yang digunakan untuk memecah kalimat didalam sebuah dokumen menjadi kata-kata yang memiliki makna sebenarnya.

2.4.3. Case Folding

Case folding pada *pre-processing* dilakukan untuk mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil tanpa mengubah arti yang sebenarnya.

2.4.4. Stemming

Proses *stemming* pada *pre-processing* dilakukan untuk menghilangkan kata yang memiliki imbuhan baik awalan dan akhiran.

2.5. Pembobotan

Pembobotan sangat penting dilakukan pada *Information Retrieval* karna dari hasil pembobotan ini yang menentukan peringkat dokumen yang dicari (Siregar, 2017).

2.5.1. Term Frequency (TF)

Term Frequency (TF) adalah nilai dimana banyaknya kata (*t*) atau *term* dalam setiap dokumen (*d*) yang ditunjukan pada Persamaan (1).

$$tf_{t,d} = \begin{cases} 1 + \log_{10} tf_{t,d}, & \text{jika } tf_{t,d} > 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

Keterangan :

tf_{t,d} : jumlah *term t* yang muncul dalam setiap dokumen d

t : *term*

d : dokumen

2.5.2. Inverse Document Frequency (IDF)

Inverse Document Frequency (IDF) adalah nilai yang diperoleh dari banyaknya dokumen yang didalamnya terdapat *term* tertentu. Rumus IDF ditunjukan pada Persamaan (2).

$$idf_t = \log_{10} \frac{N}{df_t} \quad (2)$$

Keterangan :

idf_t : jumlah *inverse document frequency*

df_t : jumlah dokumen yang memuat *term t*

N : banyaknya dokumen

2.5.3. TF-IDF

TF-IDF singkatan dari *Term Frequency-Inverse Document Frequency* yang merupakan perkalian antara TF dan IDF. Pada Persamaan (3) disajikan rumus dari TF-IDF.

$$W_{t,d} = tf_{t,d} \times idf_t \quad (3)$$

2.6. Generalized Vector Space Model

Pada tahun 1987, Wong dkk menjelaskan analisis permasalahan *ortogonalitas* pada metode *VSM*. Metode diperluas dengan memberikan alternatif *IR VSM* untuk mengatasi masalah *VSM*. Metode *GVSM* diciptakan untuk menghindari permasalahan dengan menggunakan dokumen untuk ruang dan vektor dari *query* atau *term* (Wong, et al., 1987). Pada *Generalized Vector Space Model* terbagi menjadi 2 tahapan yaitu tahapan *preprocessing* dan tahapan perhitungan relevansi. Tahapan *pre processing* terdiri dari tahap tokenisasi, filtrasi, dan *stemming*. Berikut langkah-langkah yang dapat dilakukan dalam metode *Generalized Vector Space Model* (Baeza, 1999).

1. Menghilangkan huruf besar dan membuang *stop word*
2. Melakukan *stemming* dengan

3. Menentukan nilai *minterm* untuk membentuk pola pada term.
4. Menghitung nilai frekuensi dari banyaknya kata dalam sekumpulan dokumen berdasarkan *query* yang dicari.
5. Menghitung nilai *index term* dengan rumus pada persamaan (4).

$$\vec{k}_i = \frac{\sum_{\forall r, g_i(m_r)=1} c_{i,r} \vec{m}_r}{\sqrt{\sum_{\forall r, g_i(m_r)=1} c_{i,r}^2}} \quad (4)$$

Keterangan :

\vec{k}_i : index vektor term ke-i

$c_{i,r}$: faktor korelasi *index term* ke-i pada *minterm* ke-r

$g_i(m_r)$: bobot *term* ke-i pada *minterm* ke-r

\vec{m}_r : vektor *orthogonal* dari pola *minterm*

Sedangkan pada *index vektor* terdapat faktor korelasi yang diperoleh dari Persamaan (5).

$$c_{i,r} = \sum_{d_j | g_i(\vec{d}_j) = g_i(m_r)} w_{i,j} \quad (5)$$

Keterangan :

$c_{i,r}$: faktor korelasi *index term* ke-i pada *minterm* ke-r

$w_{i,j}$: bobot *index term* ke-i dalam dokumen j

6. Menghitung nilai vektor dokumen dengan rumus pada persamaan (6).

$$\vec{d}_j = \sum_{i=1}^n w_{i,j} \times \vec{k}_i \quad (6)$$

Keterangan :

\vec{d}_j : vektor dokumen ke-j

$w_{i,j}$: bobot *index term* ke-i dalam dokumen j

\vec{k}_i : index vektor term ke-i

n : jumlah *index term*

7. Menghitung nilai *similarity* yang dihasilkan dari vektor dokumen dengan rumus pada persamaan (7).

$$sim(\vec{d}_j, \vec{q}) = \frac{\vec{d}_j \cdot \vec{q}}{|\vec{d}_j| |\vec{q}|} \quad (7)$$

2.7. Pembobotan Jumlah Likes dan Retweet

Jumlah *likes* dan *retweet* ini merupakan data yang bersifat *non-textual* (Nurjannah, et al., 2017). Persamaan yang digunakan dalam pembobotan likes dan retweet dapat dilihat pada Persamaan (8).

$$W_j = \frac{\sum_{k=1}^c n_k (\mu_k^j - \mu^j)^2}{(\sigma^j)^2} \quad (8)$$

Keterangan :

W_j : bobot dari fitur j

c : kelas dalam data

n_k : jumlah data pada kelas k

μ_k^j : rata-rata kelas k pada fitur j

μ^j : rata-rata semua kelas pada fitur j

σ^j : standar deviasi fitur j

3. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pada bab ini menjelaskan bagaimana pengujian dari hasil yang diperoleh. Pengujian ini dilakukan sesuai dengan perancangan yang dibuat sebelumnya. Pada penelitian ini pengujian yang digunakan adalah *Mean Average Precision (MAP)* sebagai alat untuk mengukur hasil dokumen uji.

3.1. Pengujian Mean Average Precision

Pengujian *Mean Average Precision (MAP)* dilakukan untuk mengetahui relevansi dokumen yang di *retrieve*. MAP dilakukan dengan menghitung *average* setiap *query* untuk mendapatkan nilai *Average Precision*, kemudian menghitung *average* dari semua *query* untuk mendapatkan nilai MAP. Pengujian pada penelitian ini menggunakan top-N, yang mana top-N yang dimaksud adalah N nilai tertinggi pada cosine similarity. N yang digunakan adalah 1, 2, 3, 4, dan 5. Pengujian dilakukan dengan memberikan sebuah *query*. Pada penelitian ini *query* yang digunakan sebanyak 25 dengan 10 jenis kue. Pengujian MAP dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1 *Mean Average Precision* pada GVSM

Jenis	Query	R a n k	R / T	Hasil	Prec isio n	AP
Dadar Gulung	250 gram tepung terigu 1 sendok makan munjung kanji atau tapioca Secubit garam 1 sendok teh pasta pandan	1		Serabi		0,36
		2		Cucur		
		3	✓	Dadar Gulung	0,33	

	500 ml santan sedang kekentalannya ya 1 sendok makan minyak Pewarna hijau secukupnya	4	Talam		
		5	✓	Dadar Gulung	0,4

Keterangan :

R/T : Relevan/Tidak Relevan

Setelah pengujian *Average Precision* pada *top-N* dilakukan kemudian selanjutnya menghitung rata-rata *average precision* setiap *top-N*. Rata-rata tersebut berfungsi untuk menentukan nilai *Mean Average Precision* sehingga dapat menentukan nilai terbaik untuk pencarian menggunakan GVSM. Hasil MAP dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Nilai Hasil MAP pada GVSM

	<i>Average Precision Top-N</i>				
	Top-1	Top-2	Top-3	Top-4	Top-5
Rata-rata	11,00	13,5	14,25	14,36 1	14,22
MAP	0,44	0,54	0,57	0,574 4444	0,56861 111

Pengujian *MAP* dengan pembobotan *like* dan *retweet* dilakukan untuk mengetahui perbandingan relevansi dokumen yang di *retrieve* menggunakan fitur *like* dan *retweet*. MAP dilakukan dengan menghitung *average* setiap hasil pembobotan untuk mendapatkan nilai *Average Precision*, kemudian menghitung *average* dari semua bobot untuk mendapatkan nilai MAP. Pengujian MAP pada *like* dan *retweet* menggunakan data uji yang sama pada pengujian MAP menggunakan metode GVSM. Pengujian MAP *like* dan *retweet* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 MAP pada GVSM dengan *likes* dan *retweet*

Jenis	Query	R a n k	R / T	Hasil	Prec isio n	AP
Dadar Gulung	250 gram tepung terigu 1 sendok makan munjung kanji atau tapioca	1		Serabi		0,5
		2	✓	Dadar Gulung	0,5	

	Secubit garam 1 sendok teh pasta pandan 500 ml santan sedang kekentalannya ya 1 sendok makan minyak Pewarna hijau secukupnya	3	Cucur		
		4 ✓	Dadar Gulung	0,5	
		5	Talam		

Keterangan :

R/T : Relevan/Tidak Relevan

Setelah pengujian *Average Precision* pada *top-N* dilakukan kemudian selanjutnya menghitung rata-rata *average precision* setiap *top-N*. Rata-rata tersebut berfungsi untuk menentukan nilai *Mean Average Precision* sehingga dapat menentukan nilai terbaik untuk pencarian menggunakan GVSM dengan pembobotan *like* dan *retweet*. Hasil MAP dapat dilihat pada Tabel 4.

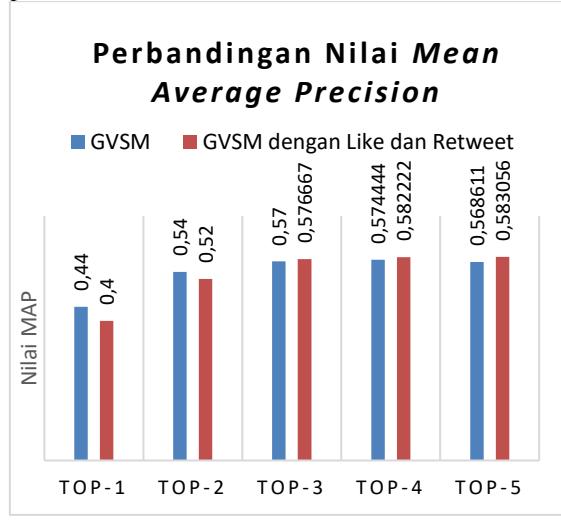
Tabel 4 Nilai Hasil MAP GVSM dengan Like dan Retweet

	<i>Average Precision Top-N</i>				
	Top-1	Top-2	Top-3	Top-4	Top-5
Rata-rata	10,00	13,00	14,42	14,55	14,58
MAP	0,4	0,52	0,576 667	0,582 222	0,58305 6

3.2. Analisis

Penelitian ini menggunakan dokumen resep sebanyak 100 resep yang bersumber dari *twitter.com*. Pengambilan data resep dilakukan pada bulan Oktober 2019. Pengujian dilakukan dengan 25 query untuk pengujian MAP pada GVSM dan MAP pada GVSM dengan *like* dan *retweet* masing-masing menghasilkan nilai tertinggi sebesar 0,574 pada *Top-4* dan 0,583 pada *Top-5*. Dari hasil tersebut menunjukkan data yang relevan berada pada 5 dokumen teratas. Relevansi tidak dapat ditentukan berdasarkan nilai *cosine similarity* tertinggi karna memungkinkan dokumen yang tidak relevan memiliki nilai *cosine similarity* tertinggi. Semakin banyak nilai N pada top-N yang diambil maka nilai *Mean Average Precision* semakin tinggi. Penurunan nilai *Mean Average Precision* pada saat *top-1* disebabkan karna kurangnya dokumen relevan yang diperoleh.

Penggunaan pembobotan jumlah *like* dan *retweet* yang berbeda pada pengujian memperlihatkan nilai *Mean Average Precision* tidak selalu meningkat. Nilai *Mean Average Precision* maksimal tidak selalu diperoleh pada *top-1* karna nilai *cosine similarity* dokumen yang relevan lebih rendah dari dokumen yang tidak relevan. Pada pengujian *Mean Average Precision* menggunakan pembobotan *like* dan *retweet* memberikan hasil yang juga tidak selalu meningkat pada *top-1* disebabkan oleh dokumen yang relevan memiliki jumlah *like* dan *retweet* yang sedikit dibandingkan dokumen yang tidak relevan. Semakin besar jumlah *like* dan *retweet* maka semakin tinggi tingkat relevansi suatu dokumen. Berikut perbandingan nilai *Mean Average Precision* kedua pengujian ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Grafik Hasil Pengujian

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil pengujian dan analisis sebagai berikut.

Hasil yang diperoleh dari metode *Generalized Vector Space Model* berupa *cosine similarity* kemudian dilakukan perhitungan pembobotan *like* dan *retweet* sebagai bobot *non textual*. Penambahan bobot *non textual* ini mempengaruhi akurasi dari sistem. Semakin besar nilai fitur *likes* dan *retweet* semakin tinggi bobot *non textual* dokumen, tetapi tidak memberikan pengaruh besar terhadap relevansi dokumen yang dihasilkan. Nilai akurasi tertinggi yang didapatkan sebesar 0,583 pada *top-5*.

Metode *Generalized Vector Space Model* berhasil dilakukan implementasi dalam pencarian resep makanan berupa kue tradisional.

Data *training* yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 100 data resep dan 25 data uji dalam bentuk *query*. Tingkat akurasi terbaik dari sistem ini sebesar 0,574 pada *top-4* dokumen relevan. Sehingga metode *Generalized Vector Space Model* dapat digunakan sebagai metode pencarian data dan mampu mengembalikan dokumen yang relevan.

Dalam penelitian ini menggunakan data training 100 data resep dengan 10 jenis kue menghasilkan akurasi yang relatif rendah, sehingga disarankan untuk penelitian selanjutnya menggunakan data training lebih dari 100 dengan jenis kue yang memiliki resep yang jauh berbeda atau menggunakan data training dengan topik pembahasan yang lain. Pencarian juga dapat dilakukan dengan metode yang memiliki akurasi yang baik, seperti *Vector Space Model* atau BM25F.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Baeza- Yates, R. & Ribeiro- Neto, B., 1999. Modern Information Retrieval. Dalam : *Modern Information Retrieval*. Santiago: s.n.
- Indriani, F. & Budiman, I., 2017. 290K-MODES CLUSTERING UNTUK MENGETAHUI JENIS MASAKAN DAERAH YANG POPULER PADA WEBSITE RESEP ONLINE (STUDI KASUS: MASAKAN BANJAR DI COOKPAD.COM). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, Volume 4, pp. 290-296.
- Nurjannah, W. E., Perdana, R. S. & Fauzi, M. A., 2017. Analisis Sentimen Terhadap Tayangan Televisi Berdasarkan Opini Masyarakat pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Pembobotan Jumlah Retweet. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(<http://j-ptik.ub.ac.id>), pp. 1750-1757.
- Pardede, J., Barmawi, M. M. & Pramono, W. D., 2013. IMPLEMENTASI METODE GENERALIZED VECTOR SPACE MODEL PADA APLIKASI INFORMATION RETRIEVAL. *JURNAL INFORMATIKA*, Volume 4.
- Siregar, A. M., 2017. PERBANDINGAN PEMBOBOTAN KATA DALAM SISTEM TEMU BALIK INFORMASI.

- Jurnal *Teknologi & Ilmu Komputer*, 2(no. 2).
- Tsatsaronis, G. & Panagiotopoulou, V., 2009. A Generalized Vector Space Model for Text Retrieval Based on Semantic Relatedness. *Association for Computational Linguistics*, Issue Proceedings of the EACL 2009 Student Research Workshop, pp. 70-78.
- Utami, R. T., Sari, Y. A. & I., 2019. Rekomendasi Resep Masakan Berdasarkan Ketersediaan Bahan Masakan Menggunakan Metode N-Gram dan Cosine Similarity. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Volume 3, pp. 1524-1531.
- Wibowo, A., Handojo, A. & Widjaja, C., 2012. Implementasi Generalized Vector Space Model Menggunakan WordNet. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komputasi 2012 (SENASTIK 2012)*, Issue ISSN : 2302-7088.
- Wijaya, W. C., 2016. Sistem Penunjang Keputusan Pemilihan Resep Makanan Berdasarkan Ketersediaan Bahan Menggunakan Metode Forward Chaining. *Journal of Information an Technology*, Volume 04, pp. 2303-1425.
- Wisnu, D. & Hetami, A., 2015. PERANCANGAN INFORMATION RETRIEVAL (IR) UNTUK PENCARIAN IDE POKOK TEKS ARTIKEL BERBAHASA INGGRIS DENGAN PEMBOBOTAN VECTOR SPACE MODEL. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi ASIA*, Volume 9 No 1.
- Wong, S., Ziarko, W. & Raghavan, V., 1987. On Modeling of Information Retrieval Concepts in Vector Spaces. *ACM Transactions on Database Systems*, Volume 12, pp. 299-321.